

НАЦІОНАЛЬНИЙ ТЕХНІЧНИЙ УНІВЕРСИТЕТ УКРАЇНИ
«КИЇВСЬКИЙ ПОЛІТЕХНІЧНИЙ ІНСТИТУТ ІМЕНІ ІГОРЯ СІКОРСЬКОГО»
ІНСТИТУТ ПРИКЛАДНОГО СИСТЕМНОГО АНАЛІЗУ
КАФЕДРА МАТЕМАТИЧНИХ МЕТОДІВ СИСТЕМНОГО АНАЛІЗУ

На правах рукопису
УДК 004.056.53

До захисту допущено
В. о. завідувача кафедри ММСА
О.Л.Тимошук

«___» _____ 2020 р.

Магістерська дисертація

на здобуття ступеня магістра за спеціальністю 124 Системний аналіз
на тему: « Виявлення циклічності в економічних процесах »

Виконав:
студент II курсу, групи КА-92 мп
Мартинков Сергій Вікторович

Керівник:
професор кафедри ММСА,
д.т.н. проф. Данилов В.Я.

Рецензент:
професор кафедри інформаційної безпеки
КПІ ім. Ігоря Сікорського,
д.т.н. проф. Качинський А.Б.

Засвідчую, що у цій магістерській дисертації
немає запозичень з праць інших авторів
без відповідних посилань
Студент _____

Київ
2020

НАЦІОНАЛЬНИЙ ТЕХНІЧНИЙ УНІВЕРСИТЕТ УКРАЇНИ
«КИЇВСЬКИЙ ПОЛІТЕХНІЧНИЙ ІНСТИТУТ ІМЕНІ ІГОРЯ СІКОРСЬКОГО»
ІНСТИТУТ ПРИКЛАДНОГО СИСТЕМНОГО АНАЛІЗУ
КАФЕДРА МАТЕМАТИЧНИХ МЕТОДІВ СИСТЕМНОГО АНАЛІЗУ

Рівень вищої освіти — другий (магістерський)
Спеціальність — 124 «Системний аналіз»

ЗАТВЕРДЖУЮ

В. о. завідувача кафедри ММСА
О. Л. Тимощук

«___» _____ 2020 р.

ЗАВДАННЯ

на магістерську дисертацію студенту Мартинкову Сергію Вікторовичу

1. Тема дисертації: « Виявлення циклічності в економічних процесах », науковий керівник дисертації Данилов Валерій Якович, д.т.н. проф., затверджені наказом по університету від «02» листопада № 3182-с

2. Термін подання студентом дисертації: 13 грудня 2020 р.

3. Об'єкт дослідження: система Чена.

4. Предмет дослідження: математичні методи та моделі опису прогнозування, оцінювання та аналізу якості прогнозів.

5. Перелік завдань, які потрібно розробити:

- 1) розглянути види економічних циклів;
- 2) розробити СППР;
- 2) розробити математичні моделі для виявлення циклів;
- 3) виконати обчислювальні експерименти стосовно моделювання та прогнозування фінансового ринку що базуються на моделях ARIMA, ARCH, GARCH;
- 4) розробити оцінку і практичне застосування отриманих результатів, сформулювати наукову новизну та перспективи виконання подальших досліджень.

5) розробити стартап-проект виведення на ринок результатів дослідження;

6. Орієнтовний перелік графічного (ілюстративного) матеріалу:

- 1) Приклади функціонування створеного програмного продукту;
- 2) Таблиці у розділі стартап-проекту

7. Дата видачі завдання: 05 вересня 2020 р.

Календарний план

№ з/п	Назва етапів виконання магістерської дисертації	Термін виконання етапів магістерської дисертації
1.	Концептуальний вступ дисертації. Формулювання об'єкта, предмета, цілі, завдань, новизни, практичної значущості результатів	05.09.2020—12.09.2020
2.	Перший розділ. Огляд літературно-інформаційних джерел. Понятійно-категоріальний апарат. Характеристика об'єкта	16.09.2020—27.09.2020
3.	Другий розділ.	30.09.2020—19.10.2020
4.	Третій розділ. Пошук даних та реалізація алгоритму. Імплементация отриманих результатів у програмний продукт. Тестування програми	22.10.2020—15.11.2020
5.	Четвертий розділ. Старт-проект	18.11.2020—20.11.2020
6.	Концептуальні висновки. Перспективи розвитку отриманих рішень	21.11.2020—25.11.2020

Студент

С. В. Мартинков

Науковий керівник дисертації

В. Я. Данилов.

РЕФЕРАТ

Магістерська дисертація: 162 с., 20 рис., 59 табл., 25 джерел та 1 додаток.

ARIMA, GARCH, ВЕЙВЛЕТ-АНАЛІЗ, ХВИЛІ ЕЛЛІОТТА, ВЕЙВЛЕТ-ПЕРЕТВОРЕННЯ, ПРИЙНЯТТЯ РІШЕНЬ, ФРАКТАЛЬНА РОЗМІРНІСТЬ.

Метою цієї роботи є побудова системи прийняття рішень для часових рядів із хаотичною складовою. У роботі досліджуються фрактальна розмірність, набір моделей, та вейвлет. На основі виявлених закономірностей побудовані математичні моделі та система прийняття рішень.

Об'єкт дослідження — часові ряди в тому числі із хаотичною складовою.

Предметом дослідження є: фрактальна розмірність даних, моделі ARCH, GARCH, неперервне вейвлет перетворення хвиль Еліота, СППР.

Результати роботи:

- продемонстровано підходи до аналізу часових рядів у тому числі із хаотичною поведінкою, за допомогою моделей ARCH, GARCH та неперервних вейвлет перетворень;
- реалізовано систему прийняття рішень, що дозволяє побудувати моделі, отримати аналіз та вказати на рекомендації щодо їх застосування для заданого числового ряду.

Результати цієї роботи рекомендовано використовувати для аналізу часових рядів, історичних даних та для прийняття рішень відносно досліджуваних рядів.

ABSTRACT

Master's dissertation: 162 pages, 20 figures, 59 tables, 25 sources and 1 appendix.

ARIMA, GARCH, WAVELET ANALYSIS, ELLIOTT WAVES, WAVELET TRANSFORMATION, DECISION MAKING, FRACTAL DIMENSION.

The purpose of this work is to build a decision-making system for time series with a chaotic component. The fractal dimension, a set of models, and a wavelet are investigated in the work. Mathematical models and decision-making system are built on the basis of the revealed regularities.

The object of research is time series, including those with a chaotic component.

The subject of research is: fractal dimension of data, models ARCH, GARCH, continuous wavelet transform of Eliot waves, DSS.

Work results:

- approaches to the analysis of time series, including with chaotic behavior, with the help of ARCH, GARCH and continuous wavelet transforms are demonstrated;
- a decision-making system is implemented, which allows to build models, get an analysis and indicate recommendations for their application for a given numerical series.

It is recommended to use the results of this work for the analysis of time series, historical data and for decision-making regarding the studied series.

Зміст

ВСТУП.....	9
РОЗДІЛ 1 Існування циклів	10
1.1 Виявлення циклічності.....	10
1.2 Класифікації теорій циклів	11
1.3 Фази економічних циклів.....	18
1.4 Основні види циклів.....	19
1.4.1 Короткострокові цикли Китчина	20
1.4.2 Середньострокові цикли Жюгляра	23
1.4.3 Цикли Кузнеця.....	27
1.4.4 Хвилі Кондратьєва.....	33
1.7 Архітектура системи підтримки та прийняття рішень.....	46
1.7.1 Компоненти СППР	47
1.7.2 Функції СППР.....	48
1.7.3 Уточнення компонентів СППР	48
1.7.4 Моделювання процесу прийняття рішень.....	50
1.7.5 Загальна характеристика процесу прийняття рішення.....	51
1.7.6 Структура СППР.....	51
Висновки до розділу	52
РОЗДІЛ 2 ПОБУДОВА МОДЕЛІ ПРИЙНЯТТЯ РІШЕНЬ	53
2.1 Система Чена.....	53
2.2 Економетричні моделі.....	56

2.2.1 Модель AR	56
2.2.2 Модель ARMA	58
2.2.3 Модель ARIMA.....	62
2.2.4 Модель ARIMAX.....	65
2.2.4 Критеріальна база для аналізу якості результатів та вибору кращої моделі	67
2.3 Моделі прогнозування часових рядів із змінною дисперсією	68
2.3.1 Модель ARCH.....	68
2.3.2 Модель GARCH	69
2.3.3 Модель EGARCH.....	70
2.3.5 Статистичні тести для встановлення належності процесів до класу нелінійних нестационарних процесів.....	71
2.3.6 Критерії адекватності моделі та якості оцінок прогнозів.....	74
2.4 Фрактальна розмірність	75
2.5 Вейвлет-аналіз	76
Висновки до розділу	77
РОЗДІЛ 3 РОЗРОБКА ПРОГРАМНОГО ПРОДУКТУ	79
3.1 Аналіз розв'язків регулярного режиму системи Чена	79
3.2 Аналіз розв'язків хаотичного режиму системи Чена	89
3.3 Оцінка фрактальної розмірності отриманих результатів.....	100
3.4 Дослідження ринку валютних котирувань за допомогою вейвлет аналізу	

Висновки до розділу	103
Розділ 4 РОЗРОБКА СТАРТАП-ПРОЕКТУ	104
4.1 Опис ідеї стартап-проекту	104
4.2 Технологічний аудит проекту.....	106
4.3 Аналіз ринкових можливостей	107
4.4 Розробка ринкової стратегії проекту.....	118
4.5 Розробка маркетингової програми стартап-проекту	124
4.6 Висновки.....	129
ВИСНОВКИ ТА ПЕРСПЕКТИВИ ПОДАЛЬШИХ ДОСЛІДЖЕНЬ	130
ПЕРЕЛІК ПОСИЛАНЬ	131
ДОДАТОК А ЛІСТИНГ КОДУ	133

ВСТУП

Важливість дослідження циклічної макродинаміки безперечна. Для урядів необхідно знати приблизні обсяги надходжень доходів до держбюджету, а обсяги поточних податкових зборів безпосередньо залежать від кон'юнктури, протікання чергової фази циклу. Для фірм важливо спланувати майбутні обсяги попиту суб'єктів економіки на вироблену продукцію, які будуть визначатися характером протікання фаз циклу. Якщо навіть окрема взята фірма безпосередньо не зазнає наслідки кризи завдяки своєму високому рівню конкурентоспроможності, то він позначиться побічно, через ділові зв'язки даної фірми з іншими організаціями. Фінансове становище фірми залежить від інших фірм (постачальників сировини або покупців продукції), а значить, все одно буде відчувати пом'якшені, опосередковані циклічні коливання. З цієї точки зору окремі фірми більшою мірою цікавлять коротко- і середньострокові циклічні коливання, викликані інноваційними, інвестиційними і монетарними чинниками, а фірми, що мають значні обсяги експорту, - коливання, викликані екзогенними причинами. Національну економіку в цілому цікавлять середньо- і довгострокові коливання, в основному екзогенної природи. Циклічні хвилі визначають динаміку рівня добробуту соціальних верств суспільства. Фази «ділового» циклу позначаються на розмірах прибутків підприємців, а отже, на їх інвестиційної активності. Коливання рівня валового національного продукту надають вплив на рівень зайнятості, на обсяги експорту та імпорту, на міжнародні конкурентні позиції країни.

РОЗДІЛ 1 Існування циклів

Циклічність економічних та соціальних процесів – це тема, вивченням якої займаються вчені із усього світу вже декілька століть. Основним питанням через яке люди почали цікавитися економічними циклами стали кризи і обґрунтування їх регулярності.

Серед перших робіт на тему циклічності часто відмічають роботи П. Буагільбера та У. Гершеля. Перший пов'язував виникнення криз з порушеннями в процесі торгового обміну, а другий зі зменшенням урожаю, спричиненим погіршенням погоди внаслідок виникнення плям на сонці. Однак цілісне уявлення про циклічність, як регулярно повторюваний процесі, зміні фаз ринкової кон'юнктури, а не просто кризи, належить французькому економісту К. Жугляру.[1]

1.1 Виявлення циклічності

Цикл (від грец. Kyklos - коло) - це «сукупність процесів, робіт, операцій, що утворюють закінчену кругову послідовність ». Під циклічністю прийнято розуміти повторюваність динаміки і сукупності економічних умов з певною регулярністю і вираженими. фазами кон'юнктурних змін, що утворюють замкнутий, круговий процес.

Під циклічністю прийнято розуміти повторюваність динаміки і сукупності економічних умов з певною регулярністю і вираженими фазами кон'юнктурних

змін, що утворюють замкнутий, круговий процес. Така закономірність виявлена науковими спостереженнями протягом періодів в 10-20 років, сотень і навіть тисячі років. світову економічну думку цікавлять проблеми формування поворотних точок циклу, фактори пом'якшення і зміни тривалості фаз, взаємодії циклів різної тривалості і різної обумовленості, циклів різних сфер життєдіяльності людини.

1.2 Класифікації теорій циклів

Найчастіше в літературі економічний цикл представлений як діловий цикл (бізнес-цикл), хоча поняття «ділової цикл» є фактично середньострокових економічних циклом. Е. Хансен визначив діловий цикл наступним чином: «... руху промисловості і ділового життя протікають у формі циклів, сутність яких полягає в наявності повторюваної (хоча і не через строго однакові періоди) послідовності змін». Таким чином, у визначенні фаза спаду не обов'язково представляє собою абсолютне падіння темпів економічного зростання. Може йтися і про регулярні зміни в темпах зростання. Вважаємо таку точку зору правомірною. Сучасні цикли на тлі антициклічних заходів урядів являють собою зміни темпів зростання в більшій ступеня, ніж абсолютне згорання обсягу національного виробництва.[2]

Окремі економісти вважають, що безладні, випадкові факторні зміни можуть спричинити повторювані хвильові рухи макродинаміки. «Економічний цикл, - каже Ян Тінберген, - можна розглядати як механізм взаємодії між безладними поштовхами і економічною системою, що володіє здатністю

здійснювати циклічні рухи, за допомогою яких вона пристосовується до такого роду поштовхів ». Тут підкреслюються дві цікаві думки. По-перше, регулярно впорядкована динаміка має причиною нерегулярні, випадкові впливу на систему. По-друге, в поняття циклу включається опис самого механізму циклоутворення. Аналогічний погляд у Р. Фріша: «Коливання системи можуть відрізнятися високим ступенем регулярності навіть в тих випадках, коли поведінка імпульсів, що призводять систему в рух, носить абсолютно безладний характер ». Один випадковий фактор не може викликати повторювані коливання. Але сукупність випадкових факторів, в різний час впливають на макродинаміку, може викликати циклоїдні флуктуації. Відносно випадковості часу і величин, що викликають формування вузлових точок циклу ще в 30-ті роки XX ст. Е. Е. Слуцький, завдяки математичного аналізу довів, що нелінійна хвилеподібна динаміка виникає при додаванні випадкових величин (сума від накладення безлічі синусоїд).

Оскільки Н. Д. Кондратьєв одним з перших підняв питання про супровід підвищувальної і знижувальної фази економічних циклів соціальними явищами, то він і прийшов до необхідності наукового дослідження і обґрунтування поняття «кон'юнктура». У роботі Н. Д. Кондратьєва «Проблеми економічної динаміки»⁹ зустрічається порівняльний аналіз визначень німецького економіста А. Шеффле (кон'юнктура - сукупність непередбачених і незалежних зовнішніх впливів), А. Вагнера (це сукупність технічних, економічних, соціальних і правових умов, які визначають в народному господарстві попит і пропозиція, виробництво благ для обміну), російського вченого Н. Осинського (це повсякденна пульсація капіталістичного організму). Н. Д. Кондратьєв дав таке визначення: «це напрямок і ступінь зміни сукупності елементів народногосподарського життя в порівнянні з попереднім моментом розвитку». Сучасні дослідження налічують понад двісті теорій циклів. Більш того, існують і різні класифікації х теорій. Це обумовлено,

на наш погляд, множинністю циклів і різноманітністю факторів, що створюють хвильові коливання. За даними Фонду з вивчення економічних циклів США, розрізняють близько 75 видів циклів тільки «ділової активності» від 16 до 60 років, 23 види циклів тривалістю від 35 до 108 років. різноманітність висунутих класифікацій циклів обумовлено різними критеріями, що лежать в основі виділення типів циклів. Такими можуть виступати тривалість хвиль, характер чинників циклоутворення, зміни, сфери і підсистеми зародження, механізм отримування поворотних точок, методологічні підходи до дослідження та ін. гідно з критерієм тривалості хвилі американський економіст Е. Хансен, слідом за Я. Ван Гельдереном, запропонував таку класифікацію циклів: вікові, великі, будівельні та малі хвилі циклів, що викликаються відповідно фундаментальними переворотами в техніці, великими зрушеннями у виробництві, коливаннями інвестицій в житлове будівництво і наявністю лагів між виникненням потреби в нових будівлях і часом задоволення цих потреб, коливаннями інвестицій основний капітал, а також в товарно-матеріальні запаси.

Є пропозиції окремих економістів виділяти суперкороткі і наддовгі хвилі, в тому числі і серед російських і білоруських економістів В. Ю. Налівайській, І. С. Іванченко, І. Ю. Варьяш, Н. Н. Бондаренко, але їх можна вважати лише окремими аспектами загальноприйнятою класифікацією. ці пропозиції не нові. Ще в 1933 р С. Кузнець розглядав сезонні коливання в торгівлі і промисловості. Дослідження типів циклів тривають, перелік причин і типів циклів поповнюється кожне десятиліття. За хансеновскою схемою критерієм класифікації виступає структурна неоднорідність інвестицій, різний цільовий характер їх використання. Однак таку класифікацію і пояснення природи циклів можна прийняти з декількома застереженнями. По-перше, тоді слід визнавати інвестиційну, моністичну концепцію походження циклів. По-друге, не можна упускати з виду

точки зору вчених (С. Кузнець, І. Шумпетер, Р. Меттьюз, В. Ньюмен, Дж. Ріггльмен, Дж. Уоррен, К. Лонг, Ф. Пірсон, В. Льюїс, Дж. Вейч, Р. Дж. Гордон і ін.) На існування і інших типів інвестицій, що викликають цикли (інновації, інвестиції в житлове будівництво, в невиробничу сферу).

Запереченням проти вичерпної класифікації Е. Хансена є накопичений різними вченими статистичний і аналітичний матеріал про те, що малі, великі цикли та викликали їх причини різноманітні. Так, серед малих хвиль у 20-і рр. ХХ ст. виділені «хвилі Китчина» довжиною в 3-4 роки, тобто в середньому 3,5 року (менш 40 місяців), суперкороткі, тривалістю 1 рік. Пізніше, в 40-50 роки, американський вчений С. Кузнець продемонстрував поруч з вищевказаними циклами

Існування коливань довжиною близько 20 років (будівельні цикли). Емпіричні дослідження будівельних циклів з'явилися задовго до С. Кузнеця - в 30-і роки в роботах американських вчених В. Ньюмена і Дж. Ріггльмена. У них вперше були виявлені періодично чергуються спади і підйоми в індексі сукупного річного обсягу житлового будівництва. Але теоретичне обґрунтування з'явилося пізніше: А. Бернс вважав будівельний цикл галузевою специфікою будівництва, пов'язаної з наявністю великого часового інтервалу (лага) запізнювання реакції обсягу будівельно-монтажних робіт на зростання попиту на житло. Через інерційного зростання пропозиції виникає перевищення пропозиції над попитом, що викликає падіння обсягу будівельно-монтажних робіт. А. Бернс зазначив, що завдяки міжгалузевим зв'язкам (Вторинного впливу на машинобудування, транспортні перевезення, торгівлю будівельними матеріалами та ін.) такий будівельний цикл здатний викликати в економіці цикли тривалістю 4-6 років. Статистичний аналіз А. Бернсом індикаторів депресій показав, що спади в імміграції робочої сили і аналогічні циклічні коливання в

прирості населення тісно пов'язані. У 30-40-е роки багато вчених займалися проблематикою будівельних циклів: К. Лонг, Дж. Уоррен, Ф. Пірсон, Е. Хансен, У. Айзард, В. Льюїс, Д. Джаффі і ін.

Дж. Уоррен і Ф. Пірсон виявили вплив будівельних циклів на динаміку виробництва товарів тривалого користування, розвиток транспортних мереж, міграцію населення. У. Айзард виявив, що 20-річні коливання не є феноменом тільки будівельної галузі, а поширюються в економіці в цілому, і зокрема, революційні нововведення (Як в І. Шумпетера) у сфері транспорту формують механізм циклу в житловому будівництві. Серед великих хвиль виділяють хвилі Кондратьєва в 45-65 років (К-хвилі), хвилі тривалістю 60 років (Відкриті німецьким економістом Т. Кучинським в 1970-і рр. з імовірністю 50% 28, в їх основі лежать інноваційні «Кластери»), хвилі І. Шумпетера (укладаються в цикл Н. Кондратьєва як дві складові - «інноваційна» і «Імітаційна», а в 1975 р в роботі «Технологічний пат: інновації долають депресію »німецький економетрик Г. Менш додав третю складову - «технологічний пат ») і більш тривалі, до 1500 років. Це напрямок в економічній науці досить представницький. Схожої точки зору дотримуються російські та білоруські економісти В. Г. Клинов, Л. Клименко, С. Ю. Козьменко, Н. С. Соловйов, І. В. Рижов, А. В. Марков і ін.

Так, Н. С. Соловйов підкреслює, що довга хвиля в економіці проявляється завдяки винахідницькій діяльності як в традиційних, так і в нових сферах господарства. На думку І. В. Рижова, великі хвилі характеризуються в Росії чергуванням двох їх типів: циклів «Технологічних революцій» і циклів «трансформації світогосподарських зв'язків». Проти інвестиційних теорій циклів виступає Л. А. Дєдов. На його думку, інноваційні сплески, старіння основного капіталу є екзогенними причинами економічних циклів і тому не можуть вважатися вбудованими в економічний механізм. Він намагається пояснити

ендогенна поява циклічних коливань, виходячи з дії закону Енгеля. Структура випуску може коливатися під дією природно-кліматичних і кон'юктурних чинників, але в основному зберігається задана початкова динаміка циклу. Таким чином, Л. А. Дідів запропонував ендогенну модель циклу, але середньострокові й малі хвилі не вкладаються в таке пояснення. Незрозуміло також, яку роль тут відіграють грошова маса і ціни, через те, що на зміну структури потреб ціни обов'язково відгукнуться. [3]

З середини ХХ в. виділяють також цикли специфічних сфер економіки: фінансові, валютні, інвестиційні, житлові, аграрні та ін. Зокрема, серед російських і білоруських учених фінансовими циклами займаються В. Байнев, Т. Сілюк, К. В. Рудий, аграрними - Н. Н. Бондаренко, циклами у зв'язку з відкритістю економіки - Л. М. Петровська, Р. Д. Осипов. Російський економіст Ю. Яковець, дотримується також інвестиційної теорії циклу, але виділяє ще й технологічні, наукові, освітні та організаційні цикли, властиві всім суспільним системам. Тривалість цих циклів, на його думку, різна в залежності від глибини змін, що відбуваються в техніці. Відповідно до класифікацій циклів існують і різні підходи до класифікації теорій і моделей циклів. З точки зору методології виділяють кейнсіанський і монетаристський (неокласичний) підходи.

Сучасний кейнсіанський підхід передбачає негнучкість цін і заробітної плати, звідси можливий вплив номінальних величин на реальний сектор. розширення грошової маси в таких умовах призведе до зростання сукупного попиту, але не до зростання цін. Тому приріст сукупного попиту буде частково викликати незначне зростання цін, але в основному - збільшення сукупної пропозиції. Останнє і буде викликати циклічні коливання.

Існують і інші класифікації теорій циклів: за критерієм екзогенних циклотворних факторів (Ендогенні та екзогенні), за механізмом обґрунтування

моделі циклів (емпіричні та теоретичні), за кількістю визнаних факторів циклу (моністичні і плюралістичні) і ін. . найбільш детальна класифікація циклів за критерієм тривалості приведена у Г. Хаберлера в книзі «Процвітання і депресія ... ».

Екзогенні теорії циклів (теорії зовнішніх ефектів) представлені роботами К. Зіммермана, М. Холиптайна (Кон'юнктура міжнародних ринків), Й. Кромфардт, В. Ассенмахер, У. Гайпель, Й. Хойбус (ставок відсотка і грошових агрегатів в міжнародній кон'юктурі), Дж. Імбс (трансмісійний грошово-кредитний механізм коливань міжнародної торгівлі), Г. Хенсон (Вплив міжнародних корпорацій на трансмісію ділового циклу), С. Едвардс (роль гнучких обмінних курсів в пом'якшенні міжнародної трансмісії циклів), К. Батч (Вплив інтеграції ринків недосконалої конкуренції на цикли), М. Хоффман (вплив фінансової інтеграції і торгівлі на протікання бізнес-циклів), А. Джустрініано (Поширення іноземних циклів на малі відкриті економічні системи), У. Тайхман (роль торгової політики в бізнес-циклах), А. Козі (роль глобалізації в синхронізації ділових циклів) та ін. Прикладом сучасних ендегенних теорій циклу є роботи Дж. Еванса, Хонкапойа, і П. Ромера (1998), Д. М. Комина і М. Джертлера (2003), що пояснюють механізм виникнення циклічних коливань вибором домогосподарств між працею і дозвіллям, так що модель циклу враховує ендегенний проциклічний зростання продуктивності праці і протициклічний рух відносної ціни капіталу. Більшість сучасних ендегенних теорій циклів не є чисто ендегенними, хоча і приділяють увагу впливу кредитно-грошових важелів, ринку цінних паперів, ринку праці на макродинаміку. Наприклад, С. Сайан досліджує вплив коливань заробітної плати, міграції на ВВП, М. Айольфі, Л. Каті - ставки відсотка, інвестицій, ринку праці, але при цьому і вплив експорту і імпорту, Л. К. Миколаїв включає в свою модель циклів зміна товарних запасів і частку

споживання, а також інвестиційні фактори: капіталовіддача, норму накопичення, ступінь вибуття капіталу. Значна частина економістів нині дотримується плюралістичного підходу до циклоутворення, хоча і виділяє серед безлічі факторів будь-якої ведучий.

1.3 Фази економічних циклів

Кожен цикл складаються з фаз, що чергуються, які змінюють один одного через певні проміжки часу. Всього їх в економічній теорії виділяється чотири:

- 1) підйом. У цей період значення основних економічних індикаторів зростає. Починається стадія з пожвавлення, коли після кризи стартує поступове, спочатку досить повільне, збільшення ключових показників. Потім темпи все наростають. Обсяги національного доходу і внутрішнього валового продукту зростають, з'являються нові робочі місця, нівелюється безробіття. Такі ж позитивні тенденції простежуються і в області інвестиційних процесів. Попит на споживчі товари підвищується, в результаті змінюється і політика ціноутворення. Рівень життя населення в загальному збільшується;
- 2) економічний бум. Це пікова верхня точка, в якій показники ділової активності максимальні. Зайнятість, ціни, інвестиції - для всіх цих об'єктів характерні граничні значення. Економічна система припиняє розвиток і ніби завмирає перед початком наступної стадії;
- 3) спад. Ця стадія характеризується поступовим зниженням значень ключових макроекономічних показників (зазвичай все збільшуються темпами). Швидкість виробничого функціонування сповільнюється, вливання в

розвиток і розширення виробництва припиняються, компанії зазнають збитків. Поступово все це призводить до розвитку масових банкрутств. Скорочується число робочих місць, відповідно, зростає безробіття і зменшується рівень життя населення. Закономірний підсумок - падіння споживчого попиту, ще більш посилює ситуацію;

- 4) Криза (дно, депресія). На цьому етапі говорять про мінімальних значеннях всіх важливих економічних індикаторів. Економічна система намагається адаптуватися до умов, що змінилися, що завжди нелегко. Звичні підвалини руйнуються, назріває необхідність у новаторських рішеннях і підходах. Економіка, як і на піку буму, знову завмирає. Але тепер вже перед тим, як зробити черговий ривок у розвитку і, можливо, вирватися на рівень вище передкризового.[4]

1.4 Основні види циклів

Незважаючи на велику різноманітність класифікації економічних циклу, найбільш використовуваної на даний момент є класифікація по тривалості економічного циклу (таблиця 1.1).

Таблиця 1.1 - Види циклів за тривалістю

Назва	Характерний період
Короткострокові цикли Китчина	2-3 роки
Середньострокові цикли Жюгляра	7-11 років
Цикли (ритми) Кузнеця	15-20 років
Довгі хвилі Кондратьєва	48-55 років

1.4.1 Короткострокові цикли Китчина

Ці цикли економічного розвитку отримали свою назву на честь британського статистика і бізнесмена Джозефа Китчина. Він відкрив ці цикли емпіричним шляхом на підставі досліджень статистики ділової активності в Англії і США за період близько сорока років (до 1922 року).

Цикл Китчина найкоротший з усіх відомих економічних циклів і займає період всього в 3-4 роки. Вважається, що він є складовою частиною більш тривалих економічних циклів таких як: цикл Жюгляра, цикл Кузнеця та цикл Кондратьєва.

Джозеф Китчин довгий час працював в Південній Африці на підприємствах пов'язаних з золотодобуванням. Можливо, саме тому він пов'язував появу своїх малих економічних циклів з коливаннями світових запасів золота. У наш час таке пояснення вже, м'яко кажучи, не зовсім актуально. Однак, тим не менш, таке поняття як цикл Китчина все ж залишається в економічній науці. Інша справа, що причини їх формування мають зараз трохи інше трактування, відмінну від тієї яку їм дав їх першовідкривач.

Сучасна інтерпретація циклів Китчина пояснює їх появу тимчасовими затримками між доконаним фактом і реакцією на нього. Ці затримки, в свою чергу, викликані:

- психологічним фактором (час, потрібний для осмислення і аналізу інформації у людей, задіяних в управлінні виробничими структурами);
- технологічним фактором (час, який потрібен для впровадження прийнятих рішень у виробництво).

Суть появи циклів зводиться до того, що через різницю в часі між фактичним подією і моментом відповідної реакції на нього, формується певний дисбаланс. Відповідні заходи починають діяти тоді, коли фактичне подія вже набрало свою силу. І продовжують діяти в повній мірі, коли фактичне подія, їх породило, вже почне втрачати свою силу. Що в свою чергу веде до дисбалансу, штовхає гойдалки циклу в зворотну сторону.

У двадцяті роки двадцятого століття англійський вчений Джозеф Китчин почав дослідження коротких економічних циклів. Тривалість періоду становила від двох до чотирьох років.

У той період, сам вчений пов'язував подібні коливання зі зміною цін на золото. У сучасній економіці, коли немає прив'язки до золотого запасу подібне пояснення вже не актуально. Зараз одним з визначальних чинників роботи господарських систем є інформація. Короткострокові коливання пов'язують саме з спотвореною інформацією, або затримкою в її передачі. Такі затримки призводять до відкладених комерційним рішенням окремими господарюючими суб'єктами.

Наприклад, інформація про обсяг попиту часто буває неповною. Фірми прагнуть до розширення виробництва і збільшення обсягу випуску. На складах накопичується готова продукція, при цьому обсяг попиту може виявитися нижче, ніж вже сформований пропозицію на ринку. Часовий лаг складається з затримки надходження інформації про попит, а також йде час на перевірку достовірності даних і прийняття кінцевого управлінського рішення. Затримка виникає і між прийняттям рішення про тактичному скорочення обсягів виробництва і безпосереднім його впровадженням в життя. Ще одна затримка трапляється на етапі між виробництвом і відвантаженням готової продукції. Тобто, на встановлення відносного балансу пропозиції і попиту йде достатню кількість часу. Таким чином, короткострокова циклічність в сучасному пристрої

господарських систем формується під впливом асиметричності і неповноти доступної ринкової інформації. Підприємцям складно точно передбачити, пропозиція або попит превалюють на поточний момент часу. Коли надходить перша інформація про надлишки виробництва і необхідності товару на ринку, підприємець коригує норму випуску. Але між прийняттям рішення і повною ліквідацією надлишків так само формується тимчасова затримка.

Давайте розглянемо виникнення економічного циклу Китчина на прикладі виробництва автомобільного палива. Для простоти прикладу візьмемо замкнуту структуру у вигляді міста і нафтопереробного заводу.

Тепер уявіть собі, що попит на бензин почав зростати (з'явилося багато особистого транспорту за рахунок інтенсивного зростання населення міста). До керівництва заводу ця інформація дійде тільки через деякий час, адже населення зростає плавно і попит на бензин росте зовсім не по прямій (у вихідні та у свята він менше, в будні дні більше і т.п.). Позначимо той період часу, протягом якого інформація про збільшення попиту дійде до керівництва заводу через величину А.

Після того як керівництво отримає відповідну інформацію, йому природно знадобиться певна кількість часу на обдумування і аналіз ситуації. Позначимо цей час величиною Б.

Якщо в результаті аналізу буде прийнято рішення про збільшення виробництва палива, то будуть вжиті відповідні заходи (збільшення закупівель нафти, збільшення штату співробітників і т.п.). На впровадження цих заходів також буде потрібно певний час, позначимо його величиною В.

Нарешті настане момент, коли завод вийде на збільшене виробництво палива. Але до цього часу може виявитися так, що населення міста вже перестало так сильно потребувати паливі і попит на нього почав повільно падати.

Попит падає, а завод продовжує працювати на всю катушку, адже ми пам'ятаємо що для того щоб інформація про падіння попиту дійшла до керівництва потрібен певний час (період часу А). Потім йде час на обдумування ситуації, аналіз і прийняття рішення (період часу Б). Після цього потрібен час на впровадження заходів (період часу В).

Ну а що далі? Зрозуміло, поки завод скорочував виробництво, місто знову почав гостро потребувати бензині, а для прийняття відповідних заходів знову потрібен час рівне величині $A + B + V$. І весь цикл знову пішов по колу.

Наведений приклад, зрозуміло, дуже перебільшений і приведений виключно для ілюстрації виникнення циклу Китчина (він ні в якому разі не покликаний описати реальну специфіку функціонування підприємств такого роду)[5].

1.4.2 Середньострокові цикли Жюгляра

Клемент Жугляр, уродженець Франції, захоплювався медициною і статистикою. Він відкрив економічні цикли із середнім терміном - повторювані через кожні 7-11 років. За тривалістю ці ритми йдуть відразу після коротких циклів Китчина, які тривають по 2-4 роки. І по суті схожі з ними, але доповнені урахуванням коливань в обсягах інвестицій.

Цикли Китчина виникають внаслідок наявності тимчасового лага, що формується в зв'язку з запізненням передачі інформації про доконаним фактом господарської діяльності апарату управління компанією. Цикли Жюгляра ж враховують ще й коливання, обумовлені затримкою інвестиційних процесів.

Адже вливання в основний капітал також не відбуваються миттєво: потрібен час для прийняття рішення в області інвестиційної політики, створення виробничих потужностей і впровадження їх в практику і т.д.

Виходить, що до запізнювання між доконаним подією і у відповідь реакцією на нього (як в циклах Китчина) додається запізнювання, пов'язане з прийняттям та реалізацією інвестиційного рішення. В результаті цикл стає довшим.

Серед ритмів Жюгляра можна виділити дві його різновиди - цикли інновацій та цикли зростання.

Крім того, існують так звані дві абстрактні схеми циклів Жюгляра, що розрізняються в залежності від того, яка стадія приймається за центр хвилі:

- схема циклу з центральною фазою-кризою;
- схема циклу, який починається з кризи.

В економічній теорії середньострокові Жуглярські хвилі носять назви J-циклів. Причиною їх виникнення є не тільки запізнювання реакції у відповідь на сталася подія, що міняє кон'юнктуру ринку (як в циклах Китчина), але і зміни, що відбуваються в області інвестицій.

Вливання в основний капітал, що здійснюються в середньому кожне десятиліття, впливають на фази циклів. Так, після оновлення основного капіталу на підприємстві настає підйом, економічні показники стабільно зростають. Коли ж обладнання зношується, починається зворотний процес - падіння. До нових інвестиційних ін'єкцій в майно.

Модель жугляровського циклу дещо відрізняється від моделей інших типів ритмів. Йдеться про наявність так званих підфази. Розглянемо стадії цих хвиль докладніше.

Пожвавлення. На цій стадії починається повільне зростання виробничих потужностей. Вона ділиться на дві підфази:

- старт - це початковий поштовх, здійснити завдяки прийняттю вольового рішення;
- прискорення - виробничі потужності розширюються, вливання інвестицій збільшуються з дедалі більшою швидкістю.

Процвітання. Інвестиційні вливання все набирають обертів і вже перебувають на дуже високому рівні. Масштаби виробничої діяльності продовжують рости. Етап складають дві підфази:

- зростання - виробництво збільшується до таких обсягів, що повністю перекриває існуючий попит;
- перегрів - попит уже перекритий, але виробництво і обсяги інвестиційних вливань продовжують рости.

Рецесія. Вкладені в розширення виробництва інвестиції стають не виправданими. Стартує катастрофічне падіння попиту. В стадії виділяється дві підфази:

- крах - період, на якому здійснюються витрати перестають окупатися;
- спад - значно зменшення інвестиційних вливань, згортання виробничих обсягів.

Депресія. На цій стадії економіка завмирає в своїй нижчій точці. Падіння припиняється, система знаходить баланс. Виробничий рівень мінімальний, спостерігається витрачання зберігаються на складі запасів. Інвестиційні вливання в виробничі потужності в цей період майже на нулі. Для стадії характерні такі підфази:

- стабілізація - повне перекриття попиту запасами і тим невисоким виробничим обсягом, що має місце на даному етапі;

- зрушення - запас ресурсів на складах тане, а виробничий рівень поки не настільки високий, щоб перекрити існуючий попит. Назріває необхідність нових інвестиційних вливань.

Важливо! Економічні ритми тісно взаємопов'язані. Короткі цикли є частиною більш довгих, а ті, в свою чергу, складають структуру ще більш тривалих хвиль.

Пояснення тривалості жугляровських циклів досить просте. Типовий цикл ділової активності складається з чотирьох фаз. Якщо кожна з них триває хоча б рік - це вже 4 роки. Але все стадії хвиль Жюгляра включають ще й дві підфази, що займають певний період. Тобто ці цикли апріорі трохи подовжені.

Припустити, що фази рецесії, депресії і поживавлення займають всього на поточний рік ще можна (при значній умовності припущень, так як на практиці таке зустрічається рідко). Але ось про стадію підйому так сказати ніяк не можна, оскільки для того, щоб настала Підфази перегріву, року явно недостатньо. Необхідний набагато більш тривалий період - 2-3, а то і 4 роки (і навіть більше). Таке ж час може зайняти і стадія депресії (особливо, якщо умови несприятливі).

Найчастіша ситуація - це тривалість фази підйому протягом 4-5 років, а всіх інших етапів - 2-3-4 року.

З огляду на вищевикладене, можна легко підрахувати тривалість типового жугляровського циклу, який дійсно виходить середньостроковим.

Яскраві риси жугляровських циклів вельми співзвучні процесів, що протікають в сучасних економічних системах. Це означає, що відкриті економістом середньострокові ритми не тільки не втрачають своєї актуальності, а й навпаки, стають все більш злободенними. Подальші розробки теорії циклів Жюгляра дозволять більш об'єктивно і обґрунтовано прогнозувати стан

економіки і розробляти максимально ефективні плани дій, що дозволяють нівелювати негативні наслідки для господарюючих структур.[6]

1.4.3 Цикли Кузнеця

Досліджуване явище отримало свою назву на ім'я відкрив його американського економіста - Саймона Кузнеця.

Саймон Кузнець народився і виріс не в Сполучених штатах, а в Російській імперії, в місті Пінську (Мінська губернія). Спочатку його назвали Шимон Коваль, але потім він змінив ім'я на Семена Абрамовича Ковалю.

Папа Семена Абрамовича, служив бухгалтером в одному з банків міста Пінська. Мабуть скромне становище бухгалтера його зовсім не влаштовувало, тому що в 1909 році він втік до Америки, прихопивши з собою як банківські гроші, так і кошти зайняті їм у заможних городян.

Семен Абрамович залишився тоді в Росії, яка з часом стала радянською. У 1918-1921 роках, Коваль навчався в Харківському комерційному інституті (у 2011 році на будівлі цього інституту було встановлено меморіальну дошку, присвячену цим фактом).

Після закінчення інституту, Семен Абрамович навіть встиг певний час попрацювати на благо батьківщини. У 1921 році він влаштувався у відділ праці Южбюро ВЦРПС на посаду статистика. Але тривало це недовго і новий 1923 рік, Семен Абрамович зустрів вже зі своїм татом на «обітованій» землі Сполучених Штатів Америки.

Передумовами до виявлення цих ритмів стала склалася після закінчення Другої Світової Війни економічна обстановка. За наявних умов назріла необхідність складання довгострокових планів і адекватних прогнозів в галузі економічних процесів. У зв'язку з цим особливо пильну увагу було приділено до циклічних коливань.

Саймон Кузнець сконцентрував увагу на причинах, що призводять до циклічності. Він досліджував такі чинники:

- демографія;
- вливання коштів в капбудівництво;
- переміщення капіталу;
- зміна національного доходу в часі і ін;

В результаті економіст зробив висновок про те, що найбільший вплив на циклічність надають дві причини - демографічні зрушення і інвестиції на тривалий термін в капітальні об'єкти. Вони і стали базою теорії вченого.

Коваль вивів свої знамениті на сьогоднішній момент ритми в 1930 році. Ці хвилі з'являлися і розвивалися під впливом міграції робітників, що реалізують себе в будівництві. Взагалі цикли Ковалю характеризуються розвитком технічної сфери. У світовій економіці ці ритми збігаються з коливаннями цін на ринку нерухомості в країнах з високорозвиненою економікою.

Саймон Кузнець, досліджуючи тривалий проміжок часу - 60 років - виявив певну закономірність у розвитку економічних систем. Він виявив хвилі, довжина яких перевищувала термін звичайних коротких економічних циклів (5-10 років), а й була менше тривалості «довгих хвиль Кондратьєва» (50 років). Тривалість виявлених Ковалем хвиль становила 15-20 років. Це і є тривалість циклів Кузнеця.

Етапи хвиль Ковалю схожі з фазами всіх інших економічних циклів. Вони характеризуються такими стадіями розвитку.

- підйом. Починається ця фаза з пожвавлення, що виникає після кризи. Спочатку трохи зростає попит на робочу силу, з'являються нові робочі місця. Безробіття зменшується, виникає і збільшується споживчий попит. Скоро починається впевнене зростання, що характеризується все наростаючим розширенням виробничих обсягів. Реальний валовий продукт (а також цей продукт на душу населення) також зростає;
- пік. Економічним бумом вважають максимальну точку економічного підйому, в якій значення ключових економічних показників (зайнятість, ВВП і ін.) Максимальні. Ділова активність в цей момент, до того впевнено набирає обертів, завмирає;
- спад. Ця фаза починається відразу після піку і характеризується зниженням значень найважливіших економічних показників. Як правило, спочатку незначними, а потім наростаючими темпами;
- криза. У цей період економіка, як і на фазі піку, завмирає. Але тільки це стагнація в нижчій точці - високий рівень безробіття, низький попит на товари, масові банкрутства. Економічна депресія - це період, в ході якого структура намагається пристосуватися до нових умов. З'являються нові ідеї та рішення, генеруються інноваційні підходи. В результаті починається пожвавлення і цикл відновлює своє чергове рух.

Прикладів циклів Кузнеця в світовій економіці існує багато. Так, в рамки цих ритмів цілком укладаються коливання цін на ринку нерухомості в Японії, що мали місце в період часу з 1980-го по 2000-й рік. Також нічим іншим, як циклом Кузнеця, є тривалість великий напівхвилі зростання цін в США.

Графічне зображення хвиль Ковалю виглядає як синусоїда. Крайні точки цієї форми (верхня і нижня) являють собою максимум і мінімум розвитку економічної системи в рамках циклу, тобто економічний бум і дно (криза, депресія).

Після точки «Криза» починається поступове пожвавлення - лінія плавно йде вгору. Пожвавлення змінюється впевненим зростанням, що графічно виглядає як більш стрімкий вигин прагне вгору лінії. У точці «Пік» ділова активність завмирає. Потім лінія синусоїди йде вниз - спочатку плавно, а потім все більш різко, поки знову не досягне чергового мінімуму.

На графіку розвиток економічної системи в рамках ритмів Ковалю простежується більш наочно.

У своїх монографіях Коваль приводив результати спостережень і досліджень, проведених в рамках вивчення найважливішого економічного питання - гіпотези вікового руху. Основною метою економістів в цій області спочатку було виявлення в такому довгостроковому тимчасовому ряду циклів.

Саймон Кузнець перші свої викладки в цій області оформив працею «Столітня динаміка виробництва і цін». Вивчивши зміни в обсягах виробництва і цін безлічі видів товарів за даними шести країн за тривалий період часу (аж до 1810 роки), економіст виявив своєрідні хвилі. Це були не звичайні короткі цикли тривалістю 5-10 років. І не «довгі хвилі Кондратьєва», що продовжують по півстоліття. Тривалість виявлених ним ритмів становила близько 20-ти років.

Коваль пов'язував виникнення та розвиток цих довгих 20-річних циклів з двома визначальними факторами: міграція працівників та їх зайнятість в будівництві. І цей момент дав можливість економістам в 70-х роках минулого століття говорити про те, що цикли Ковалю вже зникли. Тобто вони мали місце в період з 70-х років 19-го століття і приблизно по 1913-й рік, коли міграції

робітників, що реалізують себе в будівництві в США, були масовими. Але зі зміною демографічної ситуації ритми Коваля припинилися. Однак економісти Б. Бери і С. Соломоу довели, що темпи економічного зростання як і раніше укладаються в теорію циклічності Саймона Кузнеця.

Коваль активно працював і в галузі вивчення національного доходу. Зокрема, досліджував його компоненти. На базі сотень самих різних джерел і статистичних досліджень економіст розробив свою методику вимірювання національного доходу. Він запропонував розглядати його в таких аспектах:

- величина витрат різних типів споживачів на різні види товарів і послуг;
- величина витрат в різних галузях економіки у вигляді винагород за працю, нерозподіленого прибутку, ренти, дивідендів і т.д;
- величина доходів всіх можливих форм і типів, які надійшли населенню;
- також Коваль дуже багато уваги приділяв темі економічного зростання. У своїх працях він узагальнив отриману в ході досліджень і спостережень інформацію, виділивши шість характеристик економічного зростання, характерних для країн з високорозвиненою економікою;
- значні темпи зростання подушного доходу. Причому приріст доходів в розвинених країнах перевищує швидкість збільшення чисельності населення;
- значні темпи збільшення продуктивності виробничих факторів. Цей момент, в свою чергу, впливає на зростання подушного доходу народонаселення. Високий рівень продуктивності (і його зростання) неможливий без впровадження у виробництво технологічних інновацій, які значно підвищують якість експлуатації людських і матеріальних ресурсів;

- висока швидкість структурної перебудови економічної системи. Мова тут йде, перш за все, про переміщення робітників з сільськогосподарського сектора в промисловий. Сучасна тенденція - міграція робочої сили з промисловості в область обслуговування. В результаті урбанізації спостерігаються значні зміни в середовищі господарюючих суб'єктів. Так, сімейні підприємства розростаються до середніх розмірів і навіть до міжнаціональних масштабів;
- висока швидкість політико-соціальної та ідейної перебудови;
- міжнаціональний розмах економічного підйому, причиною якого стає знаходження розвиненими країнами за межами своїх держав вигідних ринків збуту і недорогий робочої сили;
- дуже обмежене поширення підсумків економічного підйому. До сих пір в світі спостерігається нерівномірність розподілу доходу. Розрив в рівнях життя окремих країн і груп населення в межах однієї держави досить великий;
- продовження розвитку своєї теорії Саймон Кузнець оформив працею «Вікові руху в виробництві і цінах». У ньому економіст ратує за застосування емпіричних методів і статистичних досліджень, а не строгих математичних кривих, які зобов'язують до певних висновків часто без урахування будь-то мають місце важливих нюансів.[7]

1.4.4 Хвилі Кондратьєва

Микола Дмитрович Кондратьєв народився в 1892 році в Костромській губернії. У бурхливі передреволюційні роки він був у партії есерів, за що був виключений з семінарії і заарештований. Але після звільнення зумів відновитися в семінарії, а після її закінчення вступив до Петербурзького університету (закінчивши який, він залишився на кафедрі політичної економії і статистики).

Однак паралельно з науковою діяльністю, Кондратьєв продовжував залишатися затятим есером і в міру сил і можливостей намагався брати участь у всіх справах партії. За що і був заарештований ще раз в 1913 році.

Під час жовтневої революції Кондратьєв стає секретарем голови тимчасового уряду А.Ф. Керенського. Після встановлення влади більшовиків йому довелося покинути партію есерів і повністю зануритися в роботу по підйому сільського господарства в молодій радянській Росії. Кондратьєв виступав за широке впровадження і поглиблення нової економічної політики (НЕП). Але його політичне минуле не було забуто, і в 1922 році він був включений в список осіб підлягають висилці з Росії.

З країни спільності тоді так і не вислали, адже на ньому, по суті, трималися цілі галузі сільського господарства, а молоде уряд більшовиків в ті роки відчайдушно потребувала фахівців такого рівня.

Втім, кінець у цій історії був трагічним. У 1930 році Микола Кондратьєв був заарештований за надуманим звинуваченням, а в 1938 році його розстріляли. Незважаючи на те, що в 1963 році він був повністю реабілітований, його труди не визнавалися радянською економічною наукою аж до горбачовської епохи.

Я був зобов'язаний зробити цей невеликий екскурс в історію, тому що в наш час, ім'я того ж Ральфа Еліота, наприклад, відомо куди більше, ніж ім'я нашого співвітчизника Миколи Кондратьєва, який вніс вже точно не менший внесок у розвиток економічної науки.

Інакше ці цикли називають К-циклами або К-хвилями. Вони повторюються кожні 45 - 60 років у вигляді підйомів і спадів у світовій економіці. Ця циклічність економічного розвитку була виявлена Кондратьєвим виключно емпіричним шляхом. Він провів дослідження макроекономічних показників провідних світових держав за 100-150 років історії(рис. 1.1).[8]

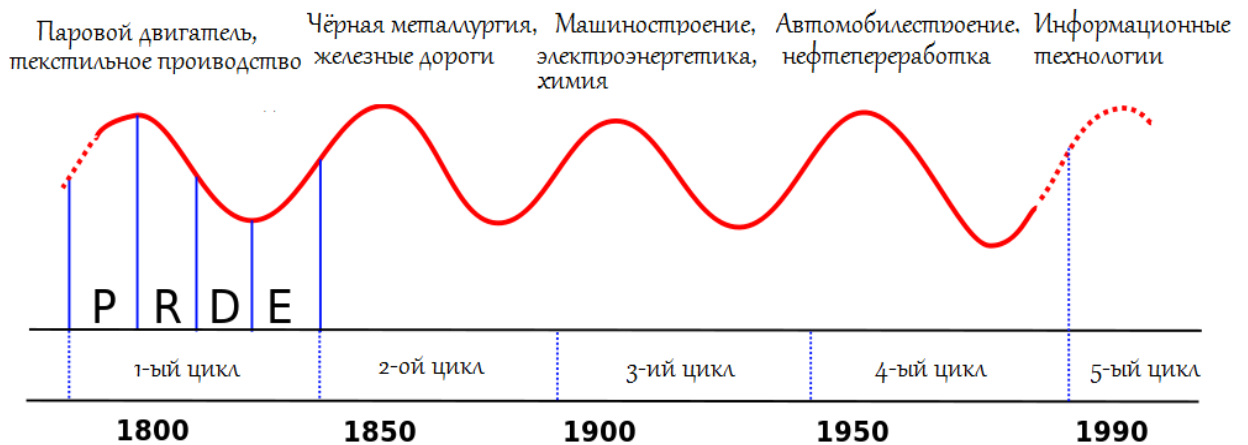


Рисунок. 1.1 - Цикли Кондратьєва

Теоретичне обґрунтування існування циклів Кондратьєва базується на наступних припущеннях:

- 1) різні матеріально-технічні і господарські блага створені людством мають обмежений (і різний за часом) термін існування;
- 2) для створення нових матеріальних і господарських благ потрібен певний час і умови.

Великий цикл Кондратьєва є наслідком порушення і відновлення рівноваги викликаного періодами накопичення і розподілу капіталу пов'язаного з

впровадженням нових благ необхідних розвивається суспільству замість застарілих.

Фаза зростання, що супроводжується підвищенням інфляції і відповідно підвищенням рівня цін, супроводжується підвищеною витратою грошових коштів. Фаза падіння, навпаки, характеризується падінням цін і рівня заробітної плати, що веде до накопичення, акумуляції грошової маси.[9]

У розвитку великих циклів Кондратьєва існує чотири основних емпіричних закономірності:

- 1) на початку кожного чергового циклу, перед початком нової висхідної хвилі, як правило, відбуваються значні винаходи, з'являються передові ідеї, що змінюють звичний досі уклад суспільного життя і способів господарювання;
- 2) у періоди підвищуючого руху зазвичай вирують різні революційні настрої (не тільки в політиці, а й в науці, мистецтві та інших галузях життєдіяльності). Часто цей період супроводжується значними соціальними потрясіннями (в тому числі війнами і революціями);
- 3) знижувальні руху куди більш спокійні в плані різного роду соціальних колапсів. Вони, як правило, супроводжуються депресією в різних галузях (по Кондратьєву - депресія сільського господарства);
- 4) великі цикли економічного розвитку складаються з циклів меншого порядку мають в свою чергу ті ж фази підйому і спаду;

Як вже було написано вище, сама суть циклічності пов'язана з відмиранням старих благ цивілізації і появою нових. Тому цикли Кондратьєва можна пов'язати з появою нових перспективних технологічних напрямків. Адже саме перед початком кожного нового циклу зароджується ґрунт для зростання нових ідей і технологій(Таблиця 1.2).[10]

Таблиця 1.2 - Технології характеризуючі цикли Кондратьєва

Перший цикл	1803 – 1841-1843 pp.	Текстильні фабрики. Промислове використання вугілля
Другий цикл	1844-1851 – 1890-1896 pp.	вуглевидобуток, чорна металургія, залізниці
Третій цикл	1891-1896 – 1945-1947pp.	електроенергетика, органічна хімія, електродвигуни
Четвертий цикл	1945-1947pp – 1981-1983 pp.	масове автомобілебудування, хімічна промисловість, нафтопереробка
П'ятий цикл	1981-1983 – 2018 pp.	електроніка, робототехніка
Шостий цикл	2018 – 2060 pp.	NBIC - конвергенція

Виділяють наступні фази циклів Кондратьєва:

Фаза зростання за спостереженнями Кондратьєва часто починалася з війни (або інших подій вимагали значного збільшення витрат). Супроводжується зростанням виробництва, впровадженням нових перспективних відкриттів зроблених в кінці попередньої фази падіння. Нових принципових відкриттів в цій фазі, як правило, не трапляється. Росте інфляція, розвивається міжнародна торгівля. Фінансова ситуація в цілому стабільна.

Фаза вершини характеризується різким підвищенням цін і процентних ставок. Можливо різке збільшення числа військових конфліктів. Загальна тенденція в світовій економіці змінюється, з підтримки попиту переходячи до пошуку шляхів стабілізації фінансів. Починається процес монополізації виробництв. Сильна інфляція призводить до застою в економіці і сильному коливанню валютних курсів один щодо одного (через різницю в рівнях інфляції). Хоча ця фаза і є вершиною економічного циклу, вона не є вершина економічного процвітання суспільства, яке досягається приблизно в середині другої половини фази зростання.

Фаза зниження характеризується початком економічного підйому супроводжуваного зниженням рівня інфляції, а так само зниженням процентних ставок. Знижується рівень регулювання фінансових ринків. Портфельні інвестиції починають перевищувати реальні інвестиції у виробництво, що призводить до зростання біржових котирувань підприємств, що перевищують їх реальну вартість. Надуваються економічні бульбашки, початківці лопатися в другій частині фази зниження. Попит падає, зводяться різного роду митні бар'єри. До кінця цієї фази знову посилюється рівень регулювання фінансових ринків. Зниження рівня попиту негативно впливає на виробництво, ціни падають, що є однією з причин підвищення відносної вартості золота. Це призводить до збільшення видобутку золота та інших дорогоцінних металів.

Фаза депресії характеризується рекордно низькими темпами інфляції і рекордно низькими процентними ставками. Кредити дуже дешеві, але попиту на них немає. Ця фаза супроводжується надвиробництвом у багатьох галузях економіки. Зростає рівень безробіття. Але разом з тим, дана фаза багата на нові винаходи принципового характеру, які готують ґрунт для нової фази зростання.

Саме на початку нової фази зростання всі ці винаходи почнуть масово впроваджуватися, змінюючи сформовані підвалини і уклади, як в економіці, так і в суспільстві в цілому.[11]

Як відомо, ще в середині 1920-х рр. Н. Д. Кондратьєв описав закономірні коливання світового економічного розвитку з періодом 40- 60 років, які він назвав великими циклами кон'юнктури (Кондратьєв 1925; 1989; Kondratieff 1926). З тих пір циклам Кондратьєва і полеміці навколо них присвячено безліч робіт. Особливо сильно інтерес до цих циклів зростає в періоди криз, дестабілізації і потрясінь світової економіки, які періодично відбуваються в останні два століття.

Один з таких періодів спостерігається в даний час - в перші десятиліття XXI ст. Незважаючи на триваючі дискусії про причини і чинники кондратьєвських циклів, сьогодні все більше утверджується точка зору, яка полягає в тому, що в основі циклів Кондратьєва лежать періодично відбуваються великі технологічні зрушення, Датування циклів Кондратьєва (Кондратьєв 1925; 1989; Mandel 1980; Van Duijn 1983; Полетаєв, Савельєва 1993; Modelski, Thompson 1996) приведена в таблиці 1.3

Таблиця 1.3 - Датування підвищувальних і понижувальних хвиль циклів Кондратьєва

цикл	підвищувальна хвиля	низхідна хвиля
I	З кінця 1780-х рр. до 1810-1817 рр.	З 1810-1817 рр. до кінця 1840-х рр.
II	З кінця 1840-х рр. до початку 1870-х рр.	З початку 1870-х рр. до кінця 1890-х рр.
III	З кінця 1890-х рр. до 1914-1921 рр.	З 1914-1921 рр. до 1944-1948 рр.
IV	З 1944-1948 рр. до кінця 1960-х рр.	З кінця 1960-х рр. до початку 1980-х рр.
V	З початку 1980-х рр. до початку 2000-х рр. (2001 - 2005 рр.)	З початку 2000-х рр. до 2017-2020 рр.

З даних в таблиці. 1.3, зокрема, впливає, що на кордонах підвищувальних і понижувальних хвиль кондратьєвських циклів, як правило, відбуваються важливі технологічні, економічні, фінансові та особливо політичні зрушення. Так, на початку висхідної хвилі першого циклу Кондратьєва (кінець 1780-х рр.) Почалося широке впровадження парової машини, відбувалася промислова революція в Англії, яка починала поширюватися і на деякі інші країни, вибухнула Велика французька революція, що сприяла виникненню нових соціальних і політичних інститутів. При переході від підвищувальної до спадаючій хвилі першого циклу Кондратьєва (1810-1817 рр.) Розпалася імперія Наполеона I, що об'єднувала майже всю Європу, утвердилося фінансове і економічне домінування Великобританії в усьому світі, а незабаром після цього (з 1821 р) Фунт стерлінгів став вільно і без обмежень конвертуватися в золото.

Іншими словами, в світі відбулися найважливіші економічні та політичні зрушення, включаючи твердження золотого стандарту. Аналогічним чином справа йде з подальшими циклами Кондратьєва. [12]

При переході до підвищувальної хвилі другого кондратьєвського циклу в 1840-і рр. в Великобританії перемогло фрітредерство, в Європі відбулися революції 1848-1849 рр., які були викликані сильним загостренням соціально-економічних і політичних суперечностей. При переході від підвищувальної до спадаючій хвилі другого циклу Кондратьєва на початку 1870-х рр. почався тривалий світової аграрну кризу, вибухнула Франко-пруська війна, яка мала всеєвропейское значення, відбулося об'єднання Італії і Німеччини, виникла Німецька імперія. Перехід до підвищувальної хвилі третього циклу Кондратьєва в 1890-х рр. ознаменувався появою двигуна внутрішнього згоряння, прискореним економічним розвитком США і Німеччини, ослабленням позицій Великобританії як світового лідера, початком імперіалістичних воєн Японії з Китаєм і США з Іспанією, формуванням двох військово-політичних блоків (Троїстого союзу і Антанти), які пізніше зіткнулися у Першій світовій війні. При переході від підвищувальної до спадаючій хвилі третього циклу Кондратьєва в 1914-1921 рр. вибухнула Перша світова війна, відбулася Велика Жовтнева революція в Росії, розпалися Російська, Німецька та Австро-Угорська імперії. При переході до підвищувальної хвилі четвертого циклу Кондратьєва в 1940-і рр. вибухнула Друга світова війна, в результаті Бреттон-Вудської угоди 1944 р була створена нова світова фінансова система на основі долара, замість Великобританії світовим економічним і політичним лідером стали Сполучені Штати, виник біполярний світ, в якому основну роль грали США і СРСР. Перехід до спадаючій хвилі четвертого кондратьєвського циклу на початку 1970-х рр. супроводжувався

девальвацією долара і скасуванням його обміну на золото, ураженням США у війні у В'єтнамі, зростанням світових цін на нафту та енергетичною кризою, який стимулював перехід розвинених країн до нових енергозберігаючих технологій.

При переході до підвищувальної хвилі п'ятого циклу Кондратьєва на початку 1980-х рр. почалося масове використання мікропроцесорів і виробництво персональних комп'ютерів, відбувся стрибок цін на сировину і особливо на нафту (а в середині 1980-х вони стали швидко падати), з'явилися ознаки наступаючого глибокої економічної і політичної кризи в СРСР, в Китаї відбувався бурхливий економічний підйом.

При переході до спадаючій хвилі п'ятого циклу Кондратьєва на початку 2000-х рр. економічний розвиток США істотно сповільнилося, почався новий етап дестабілізації і кризи світової фінансової системи, вибухнули війни США і їх союзників на Близькому і Середньому Сході (в Афганістані, Іраку та ін.), Китай за своїм економічним, а в деякій мірі і політичному впливу в світі фактично зайняв місце СРСР.

Таким чином, межі підвищувальних і понижувальних хвиль кондратьєвських циклів відзначені важливими зрушеннями і переломами в світовому економічному і соціально-політичному розвитку. Ця обставина свідчить про те, що цикли Кондратьєва є не випадковими коливаннями, їх підвищувальні і знижувальні хвилі являють собою певні фази або «кроки» еволюції світової економічної і політичної системи. Іншими словами, підвищувальні і знижувальні хвилі кондратьєвських циклів відповідають певним фазам еволюційних циклів світової системи, а кордони цих фаз знаменують важливі переломи і зрушення в світовому розвитку. [13]

Разом з тим ряд дослідників звернули увагу на те принципово важливу обставину, що повне (аж до остаточного вичерпання) розвиток технологічного укладу (або двох тісно пов'язаних один з одним технологічних укладів), а також відповідних фінансових, соціальних і політичних інститутів відбувається в рамках не одного, а двох циклів Кондратьєва, тобто протягом 80-120 років (Freeman 1987; Глазьев 1993; Маєвський 1994; Arrighi 2006; Полтерович 2009). Точно так же період домінування держави, що грає роль світового економічного і політичного лідера, наприклад Великобританії або США, становить близько 100-120 років, що відповідає двом циклам Кондратьєва (Modelski, Thompson 1996; Модельскі 2005). Не випадково Дж. Аррігі писав про змінюють один одного генуезькому, голландському, британському та американському системним циклам накопичення, кожен з яких тривав близько 100-150 років (Arrighi 2006). Звідси напрошується припущення, що повний цикл еволюційного ускладнення світової економічної і політичної системи, в ході якого відбувається повний розвиток даної техніко-економічної парадигми і пов'язаної з нею системи інститутів, відповідає двом кондратьєвським циклам розробки і впровадження нових технологічних укладів. Різниця між цими двома циклами полягає в тому, що перший цикл Кондратьєва чотири фази, а другий – три. Крім того, в останньому циклі передбачені світові кризи 2000-2001 рр. і 2008- 2009 рр. (Пантин 1996; Пантин, Лапкин 2006; див. Також: Айвазов 2010). Дана модель розглядає цикли Кондратьєва не як випадкові коливання, а як складові частини повних циклів еволюції світової системи, в основі яких лежить зародження, розвиток і вичерпання певної техніко-економічної та соціально-політичної парадигми. При цьому кожний повний еволюційний цикл складається з двох циклів Кондратьєва і включає чотири фази:

- 1) технологічний переворот (підвищувальна хвиля першого з двох сполучених циклів Кондратьєва);
- 2) великі потрясіння у світовій економіці і політиці (низхідна хвиля першого циклу Кондратьєва);
- 3) революція світового ринку (підвищувальна хвиля наступного, другого кондратьєвського циклу);
- 4) структурна криза (низхідна хвиля другого циклу) (таблиця 1.4).

Таблиця 1.4 - Фази еволюційних циклів динаміки світової системи

еволюційний цикл	Фаза еволюційного циклу	Датування фази еволюційного циклу
I	структурна криза	З 1750-х до кінця 1780-х рр.
I	технологічний переворот	З кінця 1780-х до 1810-1817 рр.
I	Великі потрясіння	З 1810-1817 до кінця 1840-х рр.
I	Революція світового ринку	З кінця 1840-х до 1870-х рр.
II	структурна криза	З початку 1870-х до кінця 1890-х рр.
II	технологічний переворот	З кінця 1890-х до 1914-1921 рр.
II	Великі потрясіння	З 1914-1921 до 1944-1948 рр.
II	Революція світового ринку	З 1944-1948 до кінця 1960-х рр.
III	структурна криза	З кінця 1960-х до 1980-х рр.
III	технологічний переворот	З початку 1980-х до початку 2000-х рр.
III	Великі потрясіння	З початку 2000-х до 2017-2020-х рр.
III	Революція світового ринку	З 2017-2020 до 2040-х рр.

Подібна послідовність фаз цілком з'ясовна. Виникла в результаті структурної кризи економіки нова техніко-економічна парадигма і сформувався на її основі новий технологічний уклад призводять до технологічного перевороту - появи і початкового бурхливого розвитку нових галузей промисловості, заснованих на нових технологіях. При цьому на хвилі економічного зростання ще більш бурхливо розвивається фінансовий капітал, виникають фінансові

спекуляції і «бульбашки». Однак через певний час (приблизно через чверть століття) початкові можливості прибуткового використання нових технологій вичерпуються, виникають кризи надвиробництва, фінансові «бульбашки» лопаються, настає фаза великих потрясінь спочатку в економіці, а потім в соціальній сфері та політиці.

Гострота потрясінь в цій фазі пов'язана перш за все з тим, що створені на новій, але ще не цілком досконалої технологічній основі виробничі потужності стикаються з відносною вузькістю ринків збуту як в розвинених, так і в країнах, що розвиваються. Для того щоб подолати ці обмеження, необхідна геополітична і геоекономічна революція (революція світового ринку), яка руйнує колишню структуру світового ринку і створює нову; ця фаза неминуче слідує за фазою великих потрясінь. [14]

Разом з подоланням колишніх обмежень удосконалюються і розвиваються технології, на базі тієї ж техніко-економічної парадигми виникає новий технологічний уклад, формуються відповідні економічні і політичні інститути. Однак приблизно через чверть століття відбувається вичерпання всієї техніко-економічної парадигми, на якій базуються домінуючі технології та галузі промисловості, настає фаза структурного кризи. У цій фазі спостерігається криза колишньої економічної та інституціональної структури, але одночасно в зв'язку з цією кризою починають зароджуватися нові галузі виробництва, виникають принципово нові технології та нова техніко-економічна парадигма, яка стає основою розвитку протягом усього подальшого еволюційного циклу. Підкреслимо ще раз, що мова йде не про повторення одного і того ж, а про циклах еволюційного ускладнення світової економічної і політичної системи. яка стає основою розвитку протягом усього подальшого еволюційного циклу.

Підкреслимо ще раз, що мова йде не про повторення одного і того ж, а про циклах еволюційного ускладнення світової економічної і політичної системи. яка стає основою розвитку протягом усього подальшого еволюційного циклу. Підкреслимо ще раз, що мова йде не про повторення одного і того ж, а про циклах еволюційного ускладнення світової економічної і політичної системи. [15]

З цієї моделі, зокрема, випливає, що з початку 2000-х рр. світова економіка вступила в спадаючу хвилю п'ятого циклу Кондратьєва, відповідну фазі великих потрясінь, яка триватиме приблизно до 2017-2020 рр. Не випадково цілий ряд авторитетних авторів (в тому числі нобелівських лауреатів з економіки) вказує на схожість нинішньої «турбулентної» епохи з епохою Великої депресії 1930-х рр. (Кругман 2009 року; Stiglitz 2010). В даний час ми знаходимося поблизу нижчої точки знижувальної хвилі (фази великих потрясінь), і з цією обставиною пов'язана різко зростає фінансова, економічна і політична дестабілізація (Кругман 2009 року; Стігліц 2010 року; Stiglitz 2010). Як випливає з даної моделі, в найближчі роки дуже ймовірні нові економічні кризи близько 2012-2014 рр. і близько 2017-2019 рр.[16]

Архітектура системи підтримки та прийняття рішень

Архітектура СППР залежить того, де система буде використовуватися. На основі цього використовуються різні компоненти СППР, типи обробки даних, інтерфейси користувача і тд.

1.7.1 Компоненти СППР

СППР складається з наступних компонентів:

- 1) мовленнєва система – складається з усіх повідомлень, які може сприймати СППР;
- 2) система подання проміжних та кінцевих результатів – містить у собі всі повідомлення, які може генерувати СППР;
- 3) база знань та даних – містить всі знання, моделі, дані, правила, алгоритми, які необхідні для генерації висновків та вибору розв’язків;
- 4) система обробки даних та генерації варіантів розв’язків – виконує основні функції по генерації розв’язків – це активна частина СППР.
- 5) Всі системи зображені на рисунку 1.2



Рисунок 1.2 – Компоненти СППР

Послідовність дій при роботі з СППР:

- 1) користувач робить запит до СППР за допомогою елементів мовленнєвої системи. Це може бути: запит на введення додаткових даних чи знань; запит на уточнення попереднього запиту або відповіді; запит на розв’язання конкретної задачі;
- 2) запит передається до СОДГР, яка виконує його обробку. В процесі обробки СОДГР звертається до БЗД та генерує результат;

- 3) потім надається повідомлення користувачу про виконану чи невиконану роботу. Це здійснюється за допомогою системи подання результатів;
- 4) система обробки даних та генерації варіантів розв'язків – виконує основні функції по генерації розв'язків – це активна частина СППР.

1.7.2 Функції СППР

При надходженні запиту від користувача на розв'язання задачі в дію вступає функція СОДГР: “Функція вибору/виводу знань”. В результаті СОДГР селекує або виводить (обчислює) знання, які становлять розв'язок.

Базові функції СППР зображені на рисунку 1.3:

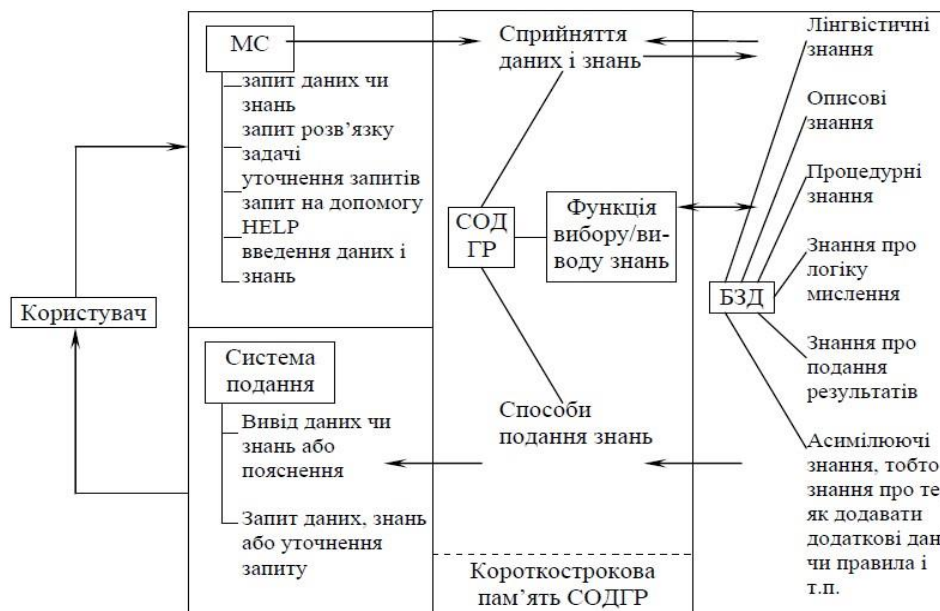


Рисунок 1.3 – Базові функції СППР

1.7.3 Уточнення компонентів СППР

Мовленнєва система – це не програмний продукт, хоча може бути його частиною. Це система мовленнєвих конструкцій, що включає усі запити, які може зробити користувач. Для організації запиту користувач обирає одну з припустимих конструкцій мовленнєвої системи. Може бути реалізована у вигляді:

- 1) командних рядків;
- 2) меню;
- 3) миші;
- 4) природньої мови;
- 5) заповнення певної форми.

Система подання – також не є програмним продуктом. Це також система мовленнєвих та графічних конструкцій, що включає усі типи повідомлень та відгуків, які може генерувати СППР. Вибір елемента, який буде використаний в якості відгуку, здійснює СОДГР. Відгук може бути у вигляді тексту, таблиці, графіка і т.д.

База знань та даних – містить усілякі типи знань та даних:

- 1) числові дані;
- 2) алгоритми або процедурні знання;
- 3) лінгвістичні змінні;
- 4) правила виводу (наприклад, композиційне правило виводу);
- 5) знання про подання результатів (в якому вигляді: графіки, таблиці, дерево розв'язків і т.п.).
- 6) моделі, умови, обмеження;
- 7) асимілюючі знання, тобто знання про те, як розширювати БЗД.

Система обробки даних та генерації варіантів розв'язків – основне програмне забезпечення, яке реагує на запити користувача та генерує належну відповідь. Вона приймає запит користувача, здобуває необхідні дані та знання з БЗД, виконує необхідні обчислювальні дії та передає результат у систему подання результатів. При цьому СОДГР може модифікувати або розширювати БЗД.

1.7.4 Моделювання процесу прийняття рішень

СППР повинна допомагати людині у прийнятті рішення, а тому характер її функціонування має бути узгоджений із процесом прийняття рішень людиною. Рішення – це обґрунтований вибір однієї з можливих альтернатив дій. Існують наступні типи рішень:

- 1) рішення особистого характеру;
- 2) ділові рішення (які стосуються діяльності організації).

1.7.5 Загальна характеристика процесу прийняття рішення

Процес прийняття рішення складається з таких етапів:

- 1) постановка задачі відносно того, якого типу рішення ми повинні прийняти.
Постановка задачі ускладнюється, якщо задача розв'язується групою ОПР;
- 2) визначення множини можливих альтернатив;
- 3) визначення критеріїв вибору рішень. Критерії можуть мати чіткий чисельний або евристичний характер.

1.7.6 Структура СППР

Структура запропонованої СППР має наступний вигляд

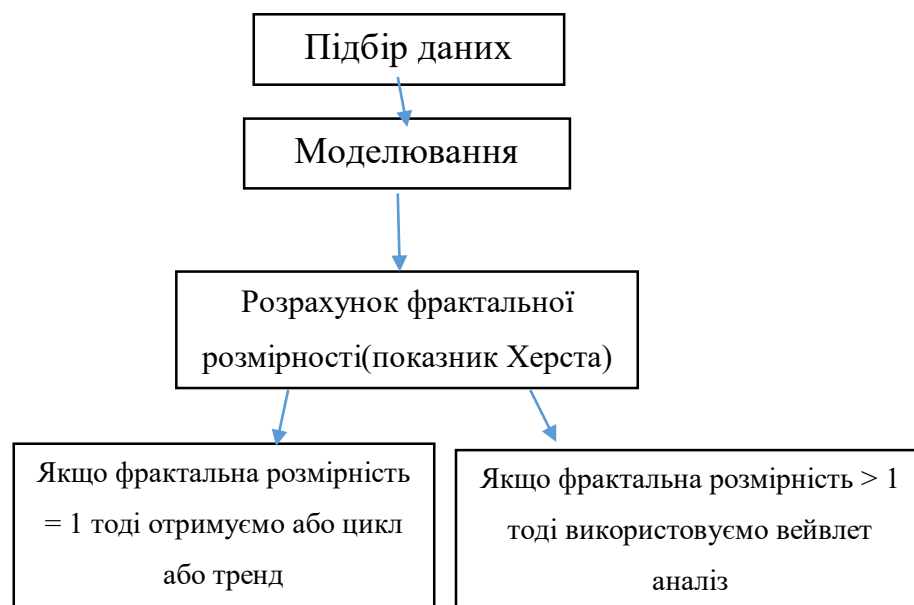


Рисунок 1.4 – Структура СППР

Висновки до розділу

На основі огляду літератури запропонована одна з класифікацій існуючих економічних циклів.

Описано походження економічних циклів, їх основні властивості, наведено приклади.

Надано теоретичні відомості про СППР та їх класифікацію. Розроблено функціональну та архітектурну структуру СППР для роботи з фінансовими ринками.

Можливими напрямками розвитку представленої системи є:

- інтеграція даної системи з іншими СППР;
- розробка програм для створення моделей для часових рядів з хаосом.
- Використання нейронних мереж та машинного навчання

РОЗДІЛ 2 ПОБУДОВА МОДЕЛІ ПРИЙНЯТТЯ РІШЕНЬ

2.1 Система Чена

Основним завданням дослідження нелінійних динамічних систем різної природи, які, як правило, не мають точних аналітичних рішень, є завдання виявлення областей хаотичних і регулярних режимів, а також закономірності переходу від одного режиму до іншого. При цьому складність такого дослідження обумовлюється експоненційною чутливістю до малих збурень, які унеможливають передбачення станів, що перевищують певний часовий масштаб, логарифмічно зависящий від неточності завдання початкових умов. Результатом такої поведінки системи є те, що вона, як здається на перший погляд, характеризується нерегулярною хаотичною динамікою своїх змінних в часі, але при цьому сама динаміка хаотичного режиму системи повністю детермінована, і в ній можна установити ряд закономірностей і властивостей, які відрізняють її від класичних випадкових процесів. В данній роботі досліджується фінансова система Чена [17]

$$\dot{x} = z + (y - a)x,$$

$$\dot{y} = 1 - by - x,$$

$$\dot{z} = -x - cz,$$

де параметри $a \geq 0$ — збереження суми відсоткової ставки; $b \geq 0$ — вартість інвестицій; $c \geq 0$ — еластичність попиту на комерційних ринках.

Рівняння описують наступні параметри:

- 1) зміна в часі відсоткової ставки
- 2) зміну інвестиційного попиту

3) зміну індекса цін

детально описано модель у праці[]

Модель перевірено у двох режимах:

- 1) хаотичний ($a=3$, $b=0.1$, $c=1$)
- 2) регулярний ($a=3$, $b=0.24$, $c=1$)

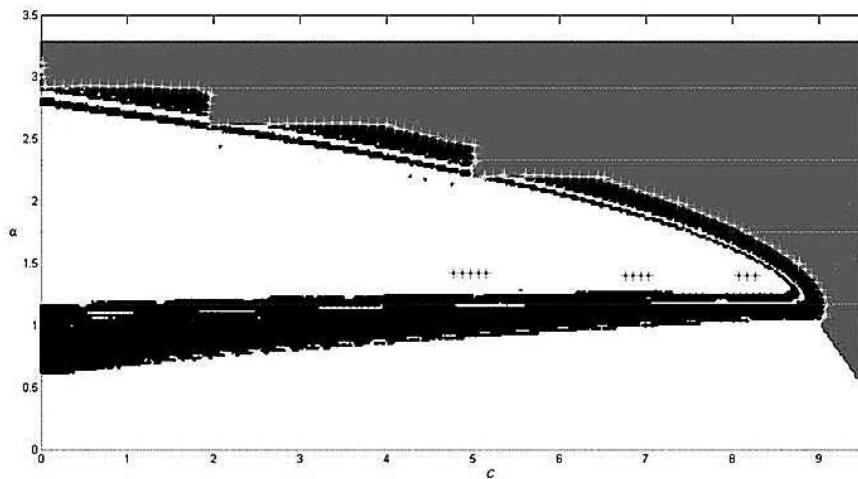


Рисунок. 2.1 - Карта динамічних режимів системи (1) (чорний колір хаотичний режим, сірий положення рівноваги, білий періодичний режим). По осі ординат параметр a , по абсцис параметр c .

На рис. 3 приведена карта динамічних режимів системи (1) щодо біфуркаційних параметрів a і c . Дослідження фінансової системи Чена було проведено в околі розрахованих стаціонарних точок системи при постійному значенні параметра $b = 0.1$ і початкових умовах $x(t_0) = 2$, $y(t_0) = 3$, $z(t_0) = 2$ відповідно.

При цьому крок дискретизації методу Рунге-Кутта був обраний 0.001 на проміжку безрозмірного часу від 0 до 100. Щоб уникнути розрахунків в перехідному процесі, т. е. коли траєкторія ще не на аттракторі, обчислення спектра ЛХП відбувалося в проміжку часу від 40 до 100 з кроком по алгоритму Бенеттіні та інших 0.04. Параметр a змінювався в межах від 0 до 9.525 включно з

кроком дискретизації 0.015, а параметр c в межах від 0 до 3.28 включно з кроком дискретизації 0.02.

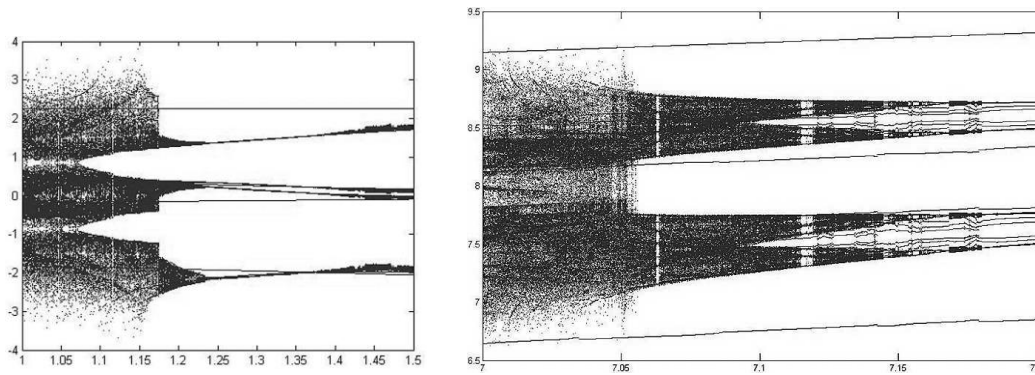


Рисунок 2.2 - Фазопараметричні характеристики системи (1). По осі абсцис параметр a по осі ординат перетин Пуанкаре площиною $y = 2.6$ (ліворуч) і $z = 1$ (праворуч).

На рис. 4 представлені залежності параметра a від перетинів Пуанкаре. Умови були обрані $x(t_0) = 2$, $y(t_0) = 3$, $z(t_0) = 2$, значення параметрів $b = 0.1$, $c = 1$. Параметр a змінювався від 1 до 1.5 з кроком 0.001 (зліва) і від 7 до 7.2 з кроком 0.00001 (праворуч). При цьому перехід від регулярних атракторів до хаотичних здійснювався через каскад біфуркацій подвоєння періоду сценарій Фейгенбаума (рис. 4 зліва) і через перемежовування першого типу по Помо Манневілью (рис. 4 праворуч). При перемежаємості до точки біфуркації рухаються назустріч стійкий граничний цикл і нестійкий. Після їх злиття, внаслідок того, що система (1) стійка по Лагранжу (в силу дисипативних) і по Пуассону (оскільки режим встановився) і нестійка по Ляпунову (ϵ позитивний показник, хаотичне перетин і відображення Пуанкаре, суцільний Фур'є-спектр, хаотична інваріантна міра), відбувається процес реінжекції, тобто повернення траєкторій в область зниклого граничного циклу, потім знову догляд і повернення і т. д. [18]

2.2 Економетричні моделі

2.2.1 Модель AR

Почнемо розгляд моделі *AR* із прикладів. Для того, щоб краще зрозуміти моделі *AR*, використаємо наступний приклад. Нехай поточне значення ВВП країни, яке позначимо через $x(t)$, залежить від ВВП минулого року, тобто $x(t - 1)$. Гіпотеза полягає в тому, що загальна вартість виробництва товарів та послуг у країні в бюджетному році (відомий як ВВП) залежить від створених виробничих підприємств / наданих послуг в минулому році та нових товарів / підприємств / послуг в поточному році. Але основна складова ВВП – це все-таки значення за попередній рік.[19]

Отже, ми можемо формально записати рівняння ВВП наступним чином:

$$x(t) = \alpha * x(t-1) + \varepsilon(t)$$

Це рівняння відоме під формулюванням *AR*(1). Цифра (1) означає, що наступне значення виключно залежить від попереднього значення. α – це коефіцієнт, який ми прагнемо знайти для того, щоб мінімізувати функцію помилки. Зверніть увагу, що $x(t - 1)$ дійсно пов'язаний з $x(t - 2)$ таким же чином. Отже, будь-який стрибок $x(t)$ поступово згасатиме у майбутньому.

Розглянемо інший приклад. Нехай $x(t)$ – це кількість пляшок соку, проданих у деякому місті в певний день. Під час зими дуже мало магазинів придбали пляшки з соком. Раптово, у певний день, температура зросла, а попит на пляшки з соком піднявся до 1000 штук. Однак через кілька днів погода знову стала холодною. Але, знаючи, що люди звикли пити соки в теплі дні, у холодні дні 50% людей все ще пили соки. У наступні дні ця частка знизилася до 25% (50% від 50%), а потім поступово впала декількох пляшок в день, після значної

кількості днів. Графік, який представлений на рисунку 2.3, пояснює інерційну властивість моделі AR .

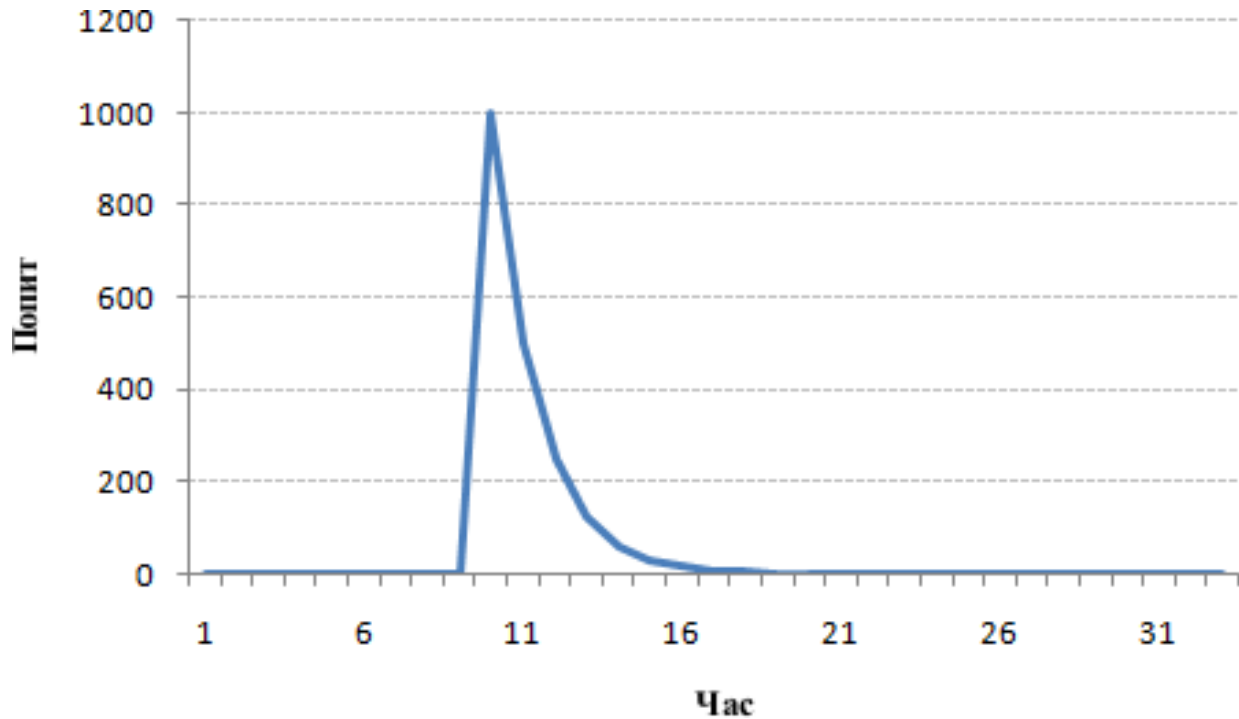


Рисунок 2.3 – Графічне представлення моделі $AR(1)$

Тепер наведемо загальне рівняння для моделі $AR(p)$:

$$y(k) = a_0 + \sum_{i=0}^p a_i y(k-i) + \varepsilon(k)$$

де $\{\varepsilon(k)\}$ – послідовність білого шуму з нульовим середнім, $E[\varepsilon(k)] = 0$, та скінченною постійною дисперсією $E[\varepsilon^2(k)] = \sigma^2$; $y(0) = y$ – детермінована початкова умова.

2.2.2 Модель ARMA

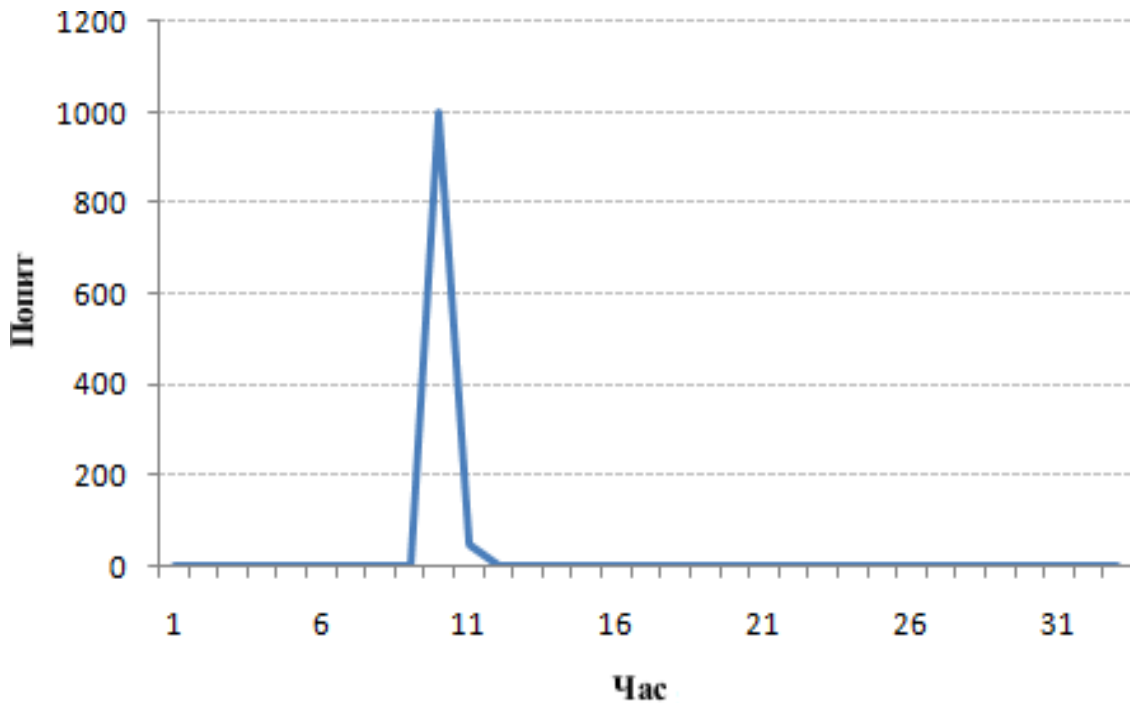
Перш ніж перейти до опису моделі *ARMA*, спочатку потрібно розібрати модель *MA*. Тепер давайте розглянемо інший приклад, щоб краще зрозуміти модель ковзного середнього.

Нехай деякий виробник виробляє певний тип сумок, який вже був на ринку. Через велику конкуренцію на ринку, продажі сумок протягом багатьох днів залишались майже нульовими. Отже, одного дня він зробив певний експеримент з дизайном, і виготовив інший тип сумок. Тоді цей тип сумок не був доступний усім на ринку. Таким чином, він зміг продати цілу партію з 1000 сумок (назвемо це як $x(t)$). Попит був настільки високий, що партія закінчилась. Як результат, близько 100 додаткових клієнтів не змогли придбати цю сумку. Давайте називати цю різницю як похибку в даний момент часу. З часом даний тип сумок втратив ефект новинки. Але залишилися ще деякі клієнти, які не змогли придбати дану сумку в попередній день.[20]

Таким чином, у формулі наведено просте формулювання для відображення даного сценарію:

$$x(t) = \beta * \varepsilon(t - 1) + \varepsilon(t)$$

Якщо ми спробуємо побудувати графік даного процесу, то він буде виглядати приблизно так, як це зображено на рисунку 2.4



.Рисунок 2.4 – Графічне представлення моделі $MA(1)$

Порівнявши рисунки 2.3 та 2.4, можна помітити різницю між моделлю MA та AR . У моделі MA так звані «стрибки» швидко зникають з часом, при цьому в моделі AR спостерігається плавне спадання після «стрибка» [23].

Загалом кажучи, основна відмінність моделей AR та MA базується на кореляції між елементами часового ряду в різні моменти часу. Кореляція між $x(t)$ і $x(t - n)$ при $n > \text{порядок } MA$ завжди дорівнює нулю. Це безпосередньо випливає з того, що для моделей MA коваріація між $x(t)$ і $x(t - n)$ дорівнює нулю (це, зокрема, пояснюється прикладом, який був наведений на рисунку 2.9). Проте для моделей AR кореляція між $x(t)$ і $x(t - n)$ поступово зменшується із збільшенням n . Ця різниця використовується незалежно від того, яка модель у

вас є – AR чи MA . Також варто зауважити, що із графіку кореляції ми можемо отримати порядок моделі MA .

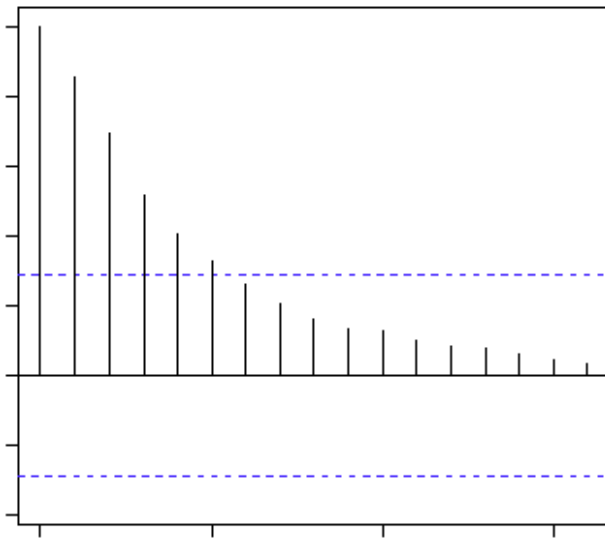
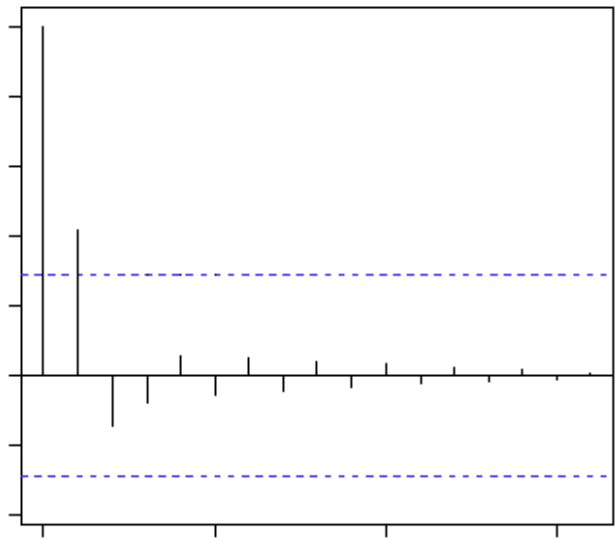
Отже, тепер потрібно дещо узагальнити підходи, що описані вище. Коли ми отримали стаціонарний часовий ряд, то ми повинні відповісти на два основних запитання:

- 1) це процес AR чи MA ?
- 2) який порядок процесу AR або MA нам потрібно використовувати?

На перше запитання можна відповісти, використовуючи загальну кореляційну діаграму (також відома як Auto Correlation Function / ACF). ACF – це графік загальної кореляції між різними функціями затримки. Наприклад, у наведеному вище прикладі з ВВП, ВВП у момент часу t – це $x(t)$. Ми зацікавлені в тому, щоб знайти кореляцію $x(t)$ з $x(t - 1)$, $x(t - 2)$ і так далі. Тепер потрібно врахувати ті твердження, що наводились вище.

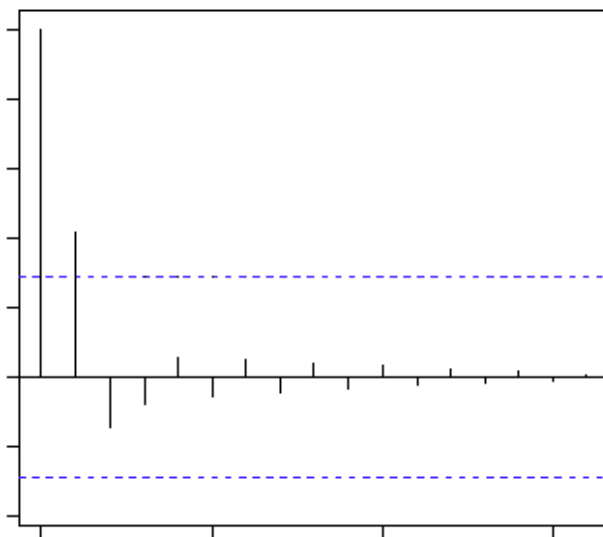
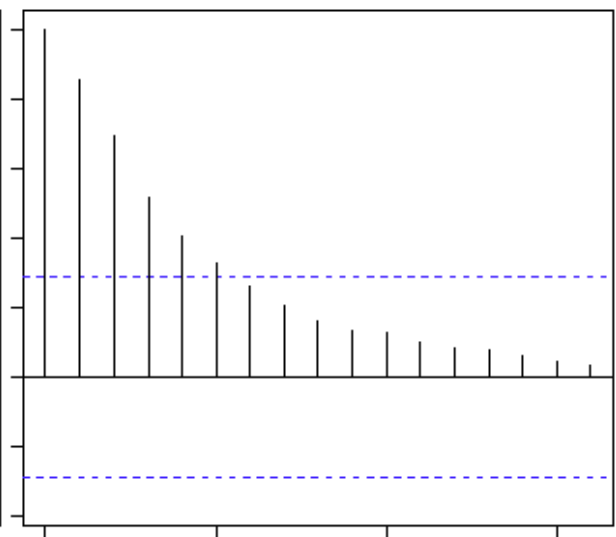
У моделі ковзного середнього з порядком n ми не отримаємо ніякої кореляції між $x(t)$ і $x(t - n - 1)$. Отже, загальна кореляційна діаграма в даному випадку різко «падає» після запізнення порядку n . Тому стає досить просто знайти порядок для моделі MA . Для моделі AR ця кореляція поступово зменшуватиметься без стрибка. То що ж тоді робити, якщо це маємо справу з моделлю AR ?

В такому випадку на допомогу приходить інший підхід. Якщо знайти часткову кореляцію кожного відставання, то вона буде різко «падати» після порядку моделі AR . Наприклад, якщо у нас є модель $AR(1)$, і при цьому ми виключимо ефект 1-го лагу ($x(t - 1)$), наш другий лаг ($x(t - 2)$) вже не буде залежати від $x(t)$. Отже, часткова кореляційна функція ($PACF$) різко падає після першого лагу. Нижче, на рисунках 2.5, 2.6, наведені приклади, які прояснюють будь-які сумніви щодо цієї концепції.

Рисунок 2.5 – ACF для $AR(2)$ Рисунок 2.6 – $PACF$ для $AR(2)$

Синя лінія на рисунках 2.5, 2.6 показує значення, які суттєво відрізняються від нуля. Якщо ми подивимось на рисунок 2.6, то побачимо що $PACF$ різко падає після 2-го лага, що означає, що це, швидше за все, модель $AR(2)$.

Тепер на рисунках 2.7, 2.8 наведемо інший приклад, на цей раз вже із моделлю MA .

Рисунок 2.7 – ACF для $MA(2)$ Рисунок 2.8 – $PACF$ для $MA(2)$

Як бачимо із рисунка 2.7, графік ACF різко падає після 2-го лага, що означає, що це, швидше за все, модель $MA(2)$.

Таким чином, ми розглянули, як визначити тип стаціонарного часового ряду, використовуючи графіки ACF та PACF.

Тепер наведемо загальне рівняння для моделі $ARMA(p, q)$:

$$y(k) = a_0 + \sum_{i=1}^p a_i y(k-i) + \sum_{j=1}^q b_j v(k-j) + \varepsilon(k)$$

,де p, q – порядки авторегресії та ковзного середнього відповідно, $\varepsilon(k)$ – випадкова величина, поява якої зумовлена впливом випадкових збурень на процес, який моделюється.

2.2.3 Модель ARIMA

Модель $ARIMA$ – це досить поширений клас статистичних моделей для аналізу та прогнозування даних часових рядів. Вона добре працює із стандартними структурами в даних у формі часових рядів, і таким чином забезпечує простий, але потужний спосіб для якісних прогнозів часових рядів.

$ARIMA$ – це аббревіатура, що означає AutoRegressive Integrated Moving Average. Це узагальнення простішої моделі AutoRegressive Moving Average, що додає поняття інтегрованості.

Дана аббревіатура є описовою, що фіксує ключові аспекти самої моделі. До моделі $ARIMA$ входять наступні складові:

- *AR*: авторегресія. Модель, яка використовує зв'язок між деяким спостереженням та певною кількістю спостережень із затримкою;
- *I*: інтегрованість. Застосування методу різниць до спостережень (наприклад, віднімання спостереження від спостереження на попередньому кроці), щоб зробити часовий ряд стаціонарним;
- *MA*: ковзне середнє. Модель, яка використовує залежність між спостереженням та залишковою помилкою від моделі ковзного середнього, застосованої до спостережень із лагами.

Кожен із цих компонентів явно вказаний у моделі як параметр. Стандартне позначення моделі – $ARIMA(p, d, q)$, де параметри замінюються цілими значеннями, щоб швидко вказати конкретну модель *ARIMA*, яка використовується.

Параметри моделі *ARIMA* визначаються наступним чином:

- p : кількість спостережень із затримкою, включених у модель, також називається порядком затримки;
- d : кількість разів, коли до спостережень застосовують метод різниць, також називають порядком різниць;
- q : розмір вікна ковзного середнього, також називається порядком ковзного середнього.

Далі будується лінійна регресійна модель, враховуючи вказані вище параметри, а до часового ряду також застосовують метод різниць, щоб зробити його стаціонарним, тобто видалити тренди та сезонні компоненти, які негативно впливають на регресійну модель.[21]

Значення 0 також може використовуватися для певного параметра, причому це вказує на те, що конкретний компонент не слід використовувати в

даний моделі. Таким чином, модель *ARIMA* може бути налаштована на виконання функцій моделі *ARMA*, і навіть простіших моделей *AR*, *I* або *MA*.

Застосування моделі *ARIMA* до часового ряду передбачає, що основним процесом, який генерує спостереження, є процес *ARIMA*. Це може здатися очевидним, але допомагає обґрунтовувати необхідність підтвердження припущень моделі для початкових спостережень та залишкових помилок прогнозів моделі.

Тепер пояснимо в чому саме полягає відмінність моделі *ARIMA* від моделі *ARMA*. Розглянемо спочатку рівняння для моделі *ARMA*.

Рівняння виду:

$$\begin{aligned} y(k) &= a_0 + \sum_{i=1}^p a_i y(k-i) + \sum_{j=1}^q b_j \varepsilon(k-j) + \varepsilon(k) = \\ &= a_0 + \sum_{i=1}^p a_i y(k-i) + \sum_{j=1}^q b_j \varepsilon(k-j) \end{aligned}$$

„де $b_0 = 1, \sum_{j=1}^q b_j = 1$,

називають моделлю авторегресії та ковзного середнього (*ARMA*), якщо корені його характеристичного рівняння лежать всередині одиничного кола на комплексній площині, а $\{\varepsilon(k)\}$ – випадковий процес.

При цьому, якщо один або більше коренів характеристичного рівняння, записаного для (2.16), дорівнюють одиниці, то послідовність $\{y(k)\}$ називають інтегрованою або процесом з одиничними коренями, а рівняння (2.16) називають авторегресією з інтегрованим ковзним середнім (*ARIMA*). Процеси з одиничними коренями відносяться до класу нестационарних процесів. Оскільки такі процеси є

досить характерними для виробничих технологій, економіки, фінансів, екології та інших галузей, то їм необхідно приділяти значну увагу.

2.2.4 Модель *ARIMAX*

Стандартна модель *ARIMA* (autoregressive integrated moving average) дозволяє робити прогнози, спираючись лише на минулі значення прогнозованої змінної. Модель передбачає, що майбутні значення змінної лінійно залежать від її минулих значень, а також від значень минулих (стохастичних) похибок. Модель *ARIMAX* – це розширена версія моделі *ARIMA*. Вона додатково включає в себе незалежні змінні (регресори). Дана модель також називається як динамічна регресійна модель [22].

Модель *ARIMAX* схожа на багатовимірну регресійну модель, але дозволяє скористатися перевагами автокореляції, яка може бути присутня в залишках регресії, для підвищення точності прогнозу.

Отож, давайте тепер розглянемо модель авторегресії та інтегрованого ковзного середнього з екзогенними змінами (*ARIMAX*). Не зважаючи на складну та запутану назву, дана модель є досить популярною і часто використовується для аналізу часових рядів. По суті, це просто комбінація з 3 моделей: авторегресійної моделі, що використовує попередні стани; моделі ковзного середнього, що використовує попередні залишки; та звичайної

регресійної моделі, що використовує зовнішні змінні, на інтегрованому часовому ряді. Зазвичай ця модель записується як $ARIMAX(p, d, q, b)$.

Для того, щоб краще зрозуміти дану модель, наведемо для неї узагальнену формулу:

$$y(k) = a_0 + \sum_{i=1}^p a_i y(k-i) + \sum_{j=1}^q b_j v(k-j) + \sum_{h=1}^b c_h x_h + \varepsilon(k)$$

де p, q – порядки авторегресії, ковзного середнього відповідно. b – кількість включених пояснюючих змінних.

Варто зазначити, що в даній моделі d – це порядок тренду, тобто інтегрованої складової. В рівнянні (2.17) сума $\sum_{h=1}^b c_h x_h$ являє собою лінійну комбінацію зовнішніх пояснюючих змінних.

Рішення про включення в модель $ARIMAX$ відповідної пояснюючої змінної x_h приймається на основі аналізу сумісної кореляції вихідної змінної y та x_h . Якщо ця кореляція більша за певне порогове значення, то змінну x_h необхідно включати до моделі.

2.2.4 Критеріальна база для аналізу якості результатів та вибору кращої моделі

Критерій Акайке (*AIC*). Інформаційний критерій Акайке використовують для оцінки адекватності моделі. Його можна розрахувати за формулою (2.20):

$$AIC = N \ln \left(\sum_{k=1}^N e^2(k) \right)$$

,де $n = p + q + 1$ – кількість параметрів моделі, що оцінюються за допомогою статистичних даних (p – число параметрів авторегресійної частини моделі; q – число параметрів ковзного середнього; 1 з'являється тоді, коли оцінюється зміщення (або перетин, тобто a_0)).

Критерій Акайке містить в правій частині суму квадратів похибок, а тому за цим критеріями вибирають ту модель, для якої критерій приймає найменші значення. Введення нового регресора приводить до збільшення критерію (при цьому збільшується n), але одночасно зменшується сума квадратів похибок і критерій в цілому зменшується.

Моделі прогнозування часових рядів із змінною дисперсією

Дані моделі дуже часто застосовуються в економетриці для аналізу фінансових часових рядів. Причиною тому є той факт, що оцінки, одержувані в рамках звичайних моделей, не є в достатній мірі ефективними, оскільки не враховують явище гетероскедастичності, тобто змінної у часі дисперсії. Статистичний аналіз з використанням моделей ARCH передбачає, що шукане значення ціни в деякій мірі залежить від попередніх змін цін, тому їх вплив теж необхідно враховувати для оцінки поточного рівня. До того ж ARCH моделі припускають, що ступінь впливу попередніх значень цін знижується із збільшенням відстані від поточного моменту часу.

2.3.1 Модель ARCH

Припущення економетричних моделей полягає в тому, що даним притаманна гомоскедастичність (рівномірна дисперсія). Однак за деяких обставин це не так, і дослідник має працювати з гетероскедастичністю. На ринках цінних паперів періоди низької волатильності часто супроводжуються періодами підвищеної волатильності. Отже, дисперсія помилки, що описує ці ринки, відрізнялася б залежно від дисперсії попередніх періодів. Проблема гетероскедастичності полягає в тому, що довірчі інтервали можуть виявитися

занадто вузькими, що покаже більшу точність, ніж це гарантується економетричною моделлю.

Авторегресійна умовно гетероскедастична модель була запропонована Енглom у 1982 році. Моделі ARCH намагаються моделювати дисперсію цих термінів помилок і в процесі виправляють проблеми, що виникають внаслідок гетероскедастичності. Мета моделей ARCH - забезпечити міру волатильності, яка буде прийнятною для формування фінансових рішень.

Рівняння для умовної дисперсії даної моделі порядку p має такий вигляд:

$$h(k) = \beta_0 + \sum_{i=1}^p \beta_i \varepsilon^2(k-i) + \varepsilon_1(k)$$

де $h(k)$ – умовна дисперсія обраного процесу в момент k ;

$\varepsilon^2(k)$ – квадрат залишків;

$\varepsilon_1(k)$, – похибка моделі в момент k .

Щоб не допустити негативних значень дисперсії приймається, що всі коефіцієнти моделі невід'ємні, а константа - додатня.

2.3.2 Модель GARCH

На основі моделі ARCH була запропонована узагальнена авторегресійна умовно гетероскедастична модель (УАРУГ). GARCH вже має три параметри, які дозволяють впливати на умовну дисперсію. Ця характеристика дозволяє GARCH

бути лаконічнішою, ніж модель ARCH. Модель краще підходить для часових рядів, коли дані виявляють кластерність волатильності.

GARCH(p,q):

$$h(k) = \beta_0 + \sum_{i=1}^p \beta_i \varepsilon^2(k-i) + \sum_{i=1}^q \alpha_i h(k-i) \quad \varepsilon_1(k) + \varepsilon_{1(k)}$$

де q - кількість залишкових помилок у квадраті, які потрібно включити до моделі ARCH;

Проте, як ARCH так і GARCH не зможе зафіксувати "ефекти фінансового важеля", які спостерігаються у фінансових даних. Ефект важеля викликаний тим, що негативна віддача має більший вплив на майбутню волатильність, аніж позитивна. Для вирішення цієї проблеми було запропоновано кілька розширень GARCH.

2.3.3 Модель EGARCH

Експоненційна модель GARCH була запропонована Нельсоном в 1991 році. Відмінність даної моделі полягає в тому, що змінною виступає не умовна дисперсія, а її логарифм. Саме цей аспект дає можливість в цій моделі працювати з ефектом важеля. Ще одне суттєве вдосконалення процесу EGARCH полягає в тому, що вона не містить обмежень на позитивну визначеність, адже логарифм може приймати й негативне значення [16].

Рівняння для логарифму умовної дисперсії даної моделі має такий вигляд:

$$\log(h(k)) = \beta_0 + \sum_{i=1}^p \beta_i \frac{|\varepsilon(k-1)|}{h(k-1)} + \sum_{i=1}^p \gamma_i \frac{\varepsilon(k-1)}{h(k-1)} + \sum_{i=1}^q \alpha_i \log(h(k-i))$$

2.3.5 Статистичні тести для встановлення належності процесів до класу нелінійних нестационарних процесів

Перед обранням прогнозуючої математичної моделі є доцільним проведення статистичних тестів для вибірки. Тести надають інформацію про стаціонарність, лінійність процесу. Наведемо декілька класичних тестів для визначення стаціонарності, гетероскедастичності та лінійності процесу.

2.3.5.1 Тест Дікі-Фуллера

Цей тест базується на перевірці наявності одиничного кореня (ознака нестационарності ряду). Розрізняють три варіанти тесту для моделі авторегресії

$$y(k) = ay(k-1) + \varepsilon(k)$$

Вважаємо $\Delta y(k) = y(k) - y(k-1)$, $p = a - 1$, p_0 та p_1 – константи.

- 1) Відсутні константа та тренд в моделі

$$\Delta y(k) = \rho y(k - 1) + \varepsilon(k)$$

- 2) Відсутній тренд в моделі, проте наявна константа:

$$\Delta y(k) = \rho_0 + \rho y(k - 1) + \varepsilon(k)$$

- 3) В моделі наявна константа та тренд:

$$\Delta y(k) = \rho_0 + \rho_1 k + \rho y(k - 1) + \varepsilon(k)$$

Параметри з наведених вище рівнянь оцінюються математичними методами, наприклад МНК. Критерієм тесту виступає перевірка параметра $\rho=0$. Якщо рівність виконується, то для визначення стаціонарності використовують спеціальну таблицю критичних значень статистики Дікі-Фуллера. Статистика Дікі-Фуллера – це t-статистика, але вона не розподілена за законом Стюдента, тому порівнювати значення треба саме з спеціальною таблицею. Виходячи з порівняння результатів з таблицею, нульова гіпотеза про нестационарність або приймається, або ж відхиляється.

2.3.5.2 Тест Уайта

В даному тесті відбувається перевірка на наявність гетероскедастичності в моделях лінійної регресії. Допускається, що процес гетероскедастичності може бути функцією однієї або декількох незалежних змінних. Для проведення тесту виконується оцінка регресії методом найменших квадратів (МНК), звідки

беруться дані про залишки регресії. По квадратах цих залишків будується допоміжна модель регресії, використовуючи МНК. Допоміжна регресія містить в собі константу, всі регресори, їх квадрати та попарні добутки. Її можна записати в такому вигляді:

$$e_t^2 = a_0 + a^T x_t + x_t^T A x_t + u_t$$

де e_t – залишки вихідної регресії;

x_t – її фактори;

u_t – випадкова величина, похибка допоміжної регресії;

a_0, a^T, A – параметри допоміжної регресії.

Далі висувається нульова гіпотеза про гомоскедастичність (відсутність гетероскедастичності). За статистику обирається nR^2 , де R^2 – коефіцієнт детермінації.

У випадку відсутності гетероскедастичності статистика буде асимптотично наближатись до $\chi^2(N - 1)$ – розподіл хі-квадрат, де N – кількість параметрів допоміжної регресії.

Тест підходить до широкого класу моделей та дає хороші результати на великих вибірках. Хоча тест Уайта забезпечує гнучку функціональну форму, яка корисна для виявлення майже будь-якого варіанту гетероскедастичності, вона не підходить для визначення способів виправлення чи коригування моделі гетероскедастичності [18]. Варто зазначити, що в більш конкретних випадках, за наявності уточнюючої інформації, використання спеціалізованих тестів може виявитися більш доцільним.

2.3.6 Критерії адекватності моделі та якості оцінок прогнозів

Після побудови декількох моделей-кандидатів, які відповідають модельованому процесу, треба визначити кращу. Для цього існують спеціальні критерії адекватності, точності та якості прогнозування. Сам термін адекватність означає, що модель має встановити коректну взаємодію та зв'язки між змінними процесу, правильно враховувати наявні шуми, можливі збурення та керуючі дії.

2.3.6.1 Коефіцієнт детермінації R^2

Цей коефіцієнт виступає показником інформативності ряду, порівнюючи дисперсії частини вихідного ряду та її наближення. Модель вважається адекватною, якщо $R^2 \rightarrow 1$. Проте на практиці значення вищі за 0.75 вважаються прийнятними.

$$R^2 = \frac{\sum_{j=1}^n |Y_j - \hat{Y}_j|^2}{\sum_{j=1}^n |\bar{Y}_j - Y_j|^2}$$

2.3.6.2 t-статистика Стьюдента

Дана статистика вказує на значущість оцінок параметрів моделі. За заданого рівня значущості α та числа ступенів свободи значення статистики звіряється з табличними.

$$t = \frac{(\bar{Y} - m)\sqrt{n}}{S_Y}$$

,де m - деяке значення, що приймається за значення математичного сподівання в нуль-гіпотезі ($H_0: E[Y] = m$), а S_Y^2 – незміщена оцінка дисперсії.

$$S_Y = \sqrt{\frac{\sum_{j=1}^n (Y_j - \hat{Y}_j)^2}{n - 1}}$$

2.4 Фрактальна розмірність

Одним з найбільш широко використовуваних методів визначення фрактальної розмірності є метод вікна - підрахунку. Його популярність пояснюється досить простими математичними розрахунками, емпіричною оцінкою та застосуванням тієї ж ефективності для точкових множин, лінійних об'єктів, областей та множин. У цьому методі область, що містить фрактал A , ділиться на квадратні клітини з розміром ϵ на кожному кроці (на кожній стадії ітерації розмір ϵ відрізняється від попереднього).[23]

Потім для кожного випадку підраховується кількість клітин, необхідних для покриття області, що обробляється. Отримані значення представляються експонентою Херста. З розміру осередку $\ln N(\varepsilon_i)$ визначають тангенс кута нахилу лінії, який є розміром клітини D . Розрахований розмір комірки D є оцінкою фрактальної розмірності D .

$$\ln N(\varepsilon_i) * D_B = \ln N(\varepsilon_i)$$

Експонента Херста є мірою самоподібності. Значення цього параметра для двовимірного сигналу (рис.1) визначається співвідношенням.

$$D = 2 - H$$

Чим ближче показник Херста до одиниці, тим більше виражені фрактальні властивості. Таким чином, значення показника Херста, що лежить в межах $0.7 < H < 0.9$ свідчить про самоподібний процес з довгостроковою залежністю. Такий процес є нестійким (антиперсистентний), а при $H = 0.5$ – випадковим процесом.

2.5 Вейвлет-аналіз

Обрано і використано вейвлети для послідовного розширення сигналів або функцій приблизно так само, як ряд Фур'є використовує хвилю або синусоїду для представлення сигналу або функції. Сигнали є функціями безперервної змінної, яка часто представляє час або відстань. Вейвлет - узагальнена назва сімейств математичних функцій певної форми, які локальні в часі і по частоті, і в яких всі функції виходять з однієї базової (породжує) за допомогою її зрушень і розтягувань по осі часу .[24]

Досліджені можливості наступних вейвлетів : DOG (difference of Gaussians), Морле (Morlet), Рікера (Riker) [1–5].

Вейвлети на основі похідних функції Гауса дуже часто використовуються як базиси для вейвлет аналізу. Вейвлет DOG у часовій області визначається як

$$\varphi(\tau) = e^{-\tau^2/2} - \frac{1}{2}e^{-\tau^2/8}$$

Даний вейвлет часто обирають завдяки його показникам локалізації у часовій і частотній областях. Серед комплексних вейвлетів обраний вейвлет Морле, він визначається як $\varphi(\tau) = \cos(5\tau) (e^{-\tau^2/2})$.

Аналогічно до вейвлетів DOG мають найкращі показники локалізації у часовій і частотній областях. Вейвлет Рікера у часовій області визначається як

$$r(\tau) = (1 - \frac{1}{2}\omega_p^2\tau^2)\exp(-\frac{1}{4}\omega_p^2\tau^2),$$

де τ - час, а ω_p - найбільш енергетична частота (в радіанах за секунду).

Перетворення Фур'є вейвлета Рікера можна виразити як

$$R(\omega) = \frac{2\omega^2}{\sqrt{\pi}\omega_p^3}\exp(-\frac{\omega^2}{\omega_p^2}).$$

Цей спектр частот є дійсним і невід'ємним за значенням, $|R(\omega)| = R(\omega)$. Отже, це лише модуль перетворення Фур'є парного вейвлета Рікера.[25]

Висновки до розділу

При аналізі фінансових систем виявлено що вдалою є система Чена, оскільки вона доволі точно описує фінансові ринки, і дозволяє робити передбачення про подальшу поведінку цих ринків.

Описано методику побудови математичних моделей аналізу статистичних даних у формі часових рядів, проведений підбір моделей для оцінки розв'язків системи Чена, описано критеріальну базу для вибору адекватної моделі. Зазначені критерії та похибки дають змогу вибрати кращу модель із множини побудованих. Саме цю модель бажано використовувати на практиці.

Представлений спосіб підрахунку фрактальної розмірності множин часових рядів, а також обрано даний параметр, як передвісник хаотичної поведінки системи.

РОЗДІЛ 3 РОЗРОБКА ПРОГРАМНОГО ПРОДУКТУ

3.1 Аналіз розв'язків регулярного режиму системи Чена

Отримані розв'язки для подальшого аналізу приведемо до нормального виду. Перші 10 точок наведено у таблиці 3.1

Таблиця 3.1 Приклад нормованих даних регулярного режиму системи Чена

x1	0,285182
x2	0,088934
x3	0,065335
x4	0,114235
x5	0,112522
x6	0,121542
x7	0,074955
x8	0,084335
x9	0,222942
x10	0,162628

Подано нормовані розв'язки у вигляді графіку на рисунку 3.1 для наглядності.

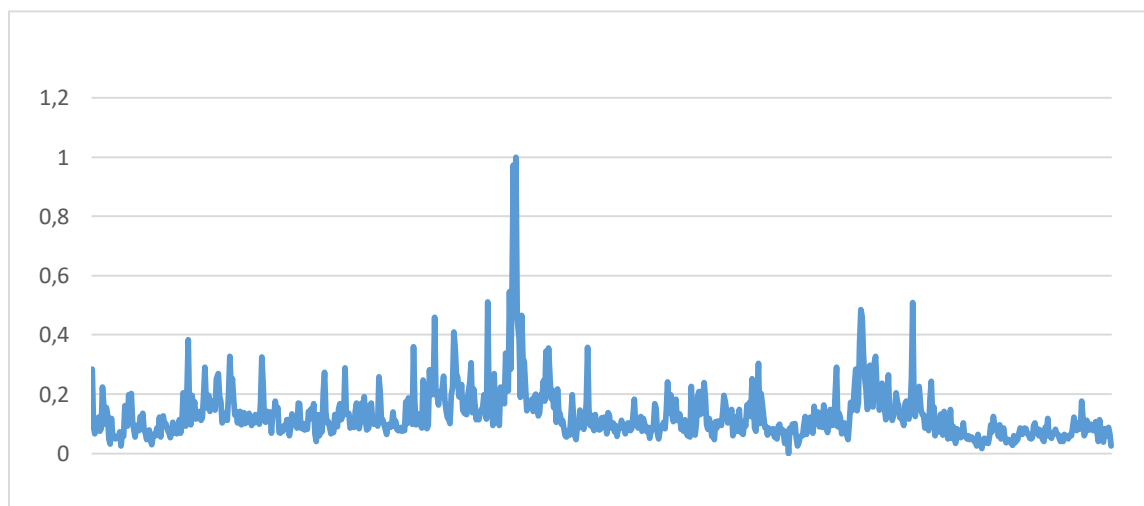


Рис. 3.1 нормовані розв'язки регулярного режиму системи Чена

Перевіримо стаціонарність даного часового ряду, використовуючи ADF-тест (розширений тест Дікі-Фуллера)(таблиця 3.2).

Нульова гіпотеза що ряд має одиничний корінь

Таблиця 3.2 – результати ADF тесту

Augmented Dickey-Fuller test statistic			t-Statistic	Prob.*
			-7.450685	0.0003
Test critical values:	1% level		-3.438465	
	5% level		-2.865012	
	10% level		-2.568674	

Ймовірність прийняття $p = 0,0003 < 0,01$, отже можемо припустити стаціонарність розглянутого часового ряду.

Побудуємо коррелограмм.(таблиця 3.3)

Таблиця 3.3 - коррелограмм

	AC	PAC	Q-Stat	Prob
1	0.637	0.637	320.95	0.000
2	0.570	0.276	577.97	0.000
3	0.508	0.126	782.49	0.000
4	0.447	0.047	940.73	0.000
5	0.431	0.088	1088.5	0.000
6	0.369	-0.011	1196.8	0.000
7	0.342	0.019	1289.8	0.000
8	0.312	0.013	1367.3	0.000
9	0.290	0.020	1434.2	0.000
10	0.270	0.013	1492.4	0.000
11	0.255	0.023	1544.6	0.000
12	0.242	0.016	1591.5	0.000

Автокореляційна функція убуває, а приватна автокореляційна функція різко знижується після першого лага. Отже, можемо припустити процес авторегресії. Підберемо модель авторегресії для даного часового ряду. При підборі будемо орієнтуватися на інформаційні критерії Щварца і Акаїке. Побудуємо авторегресії першого порядку(таблиці 3.4-3.5).

Таблиця 3.4 - Модель авторегресії першого порядку

Variable	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
X	0.638494	0.027433	23.27440	0.0000
C	175.3	162.91	10.79225	0.0000

Таблиця 3.5 – Показники моделі авторегресії першого порядку

R-squared	0.408613	Akaike info criterion	27.75898
Adjusted R-squared	0.407859	Schwarz criterion	27.77085

Член авторегресії першого порядку виявився статистично значимий. Додаємо далі значущі члени авторегресії при цьому будемо орієнтуватися на інформаційні критерії, вони не повинні збільшуватися.

В результаті отримаємо наступну модель авторегресії (таблиці 3.6-3.7).

Таблиця 3.6 - Модель 1

Variable	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
X(-1)	0.429555	0.035508	12.09734	0.0000
X(-2)	0.220677	0.037870	5.827226	0.0000
X(-3)	0.123586	0.035352	3.495901	0.0005
C	1101.5	1728.75	6.388247	0.0000

Таблиця 3.7 Показники моделі 1

R-squared	0.465294	Akaike info criterion	27.66498
Adjusted R-squared	0.463238	Schwarz criterion	27.68878

Всі коефіцієнти виявилися статистично значущими, а інформаційні критерії менше, ніж в розглянутої нами модель авторегресії першого порядку.

З графічного представлення розглянутого часового ряду ми бачимо, що є два значних викиду значень. Для компенсації цих викидів введемо фіктивну змінну Z1(таблиці 3.8 – 3.9).

Таблиця 3.8 – Модель 2

Variable	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
X(-1)	0.458287	0.034209	13.39664	0.0000
X(-2)	0.120166	0.038238	3.142572	0.0017
X(-3)	0.131094	0.033898	3.867310	0.0001
Z1	21405.	22366.9	8.362450	0.0000
C	1345.9	1666.95	8.225900	0.0000

Таблиця 3.9 – Показники моделі 2

R-squared	0.509341	Akaike info criterion	27.58156
Adjusted R-squared	0.506821	Schwarz criterion	27.61131

В результаті ми отримали модель, в якій всі коефіцієнти є значущими, а критерії Шварца і Акаїке менше за величиною, ніж критерії побудованих нами вище моделей.

Виходячи з візуального аналізу нашого тимчасового ряду, можемо припустити неоднорідність дисперсій. Проміжки малих коливань чергуються з проміжками високих коливань, проведемо тест Вайта на гетероскедастичність нашого ряду (таблиця 3.10).

Таблиця 3.10 - Результати теста Вайта на гетероскедастичність

F-statistic	12.57307	Prob. F(10,773)	0.0000
Obs*R-squared	109.6801	Prob. Chi-Square(10)	0.0000
Scaled explained SS	927.6314	Prob. Chi-Square(10)	0.0000

Нульовою гіпотезою була відсутність гетероскедастичності, але в нашому випадку вона не приймається, отже гетероскедастичність присутня.

Спробуємо підібрати модель з умовною гетероскедастичністю GARCH (p, q)(таблиці 3.11 - 3.13).

Отримали наступну модель:

$$\text{GARCH} = C(5) + C(6)*\text{RESID}(-1)^2 + C(7)*\text{RESID}(-2)^2 + C(8)*\text{GARCH}(-1) + C(9)*\text{GARCH}(-2)$$

Таблиця 3.11 Модель GARCH

Variable	Coefficient	Std. Error	z-Statistic	Prob.
X(-1)	0.569141	0.040376	14.09587	0.0000
X(-3)	0.153395	0.038295	4.005619	0.0001
Z1	10910.	3180.2	3.180003	0.0015
C	1106.3	111.79	6.357297	0.0000

Таблиця 3.12 – Умовна дисперсія моделі GARCH

Variable	Coefficient	Std. Error	z-Statistic	Prob.
C	696.40	184.20	5.059762	0.0000
RESID(-1)^2	0.213120	0.026330	8.094320	0.0000
RESID(-2)^2	0.190600	0.028959	6.581692	0.0000
GARCH(-1)	-0.306627	0.028820	-10.63938	0.0000
GARCH(-2)	0.687765	0.027747	24.78726	0.0000

Таблиця 3.13 Показники моделі GARCH

R-squared	0.877414	Akaike info criterion	27.28223
Adjusted R-squared	0.875404	Schwarz criterion	27.33577

В результаті ми отримали модель:

$$X = 0.569141 \cdot X_{t-1} - 0.153395 \cdot X_{t-3} + 10910 \cdot Z + 1106.3 \cdot e_t$$

В якій умовна дисперсія описується виразом:

$$h_t^2 = 696.40 + 0.213120 \cdot e_{t-1}^2 + 0.190600 \cdot e_{t-2}^2 + 0.306627 \cdot h_{t-1}^2 + 0.687765 \cdot h_{t-2}^2$$

В результаті ми отримали модель, в якій всі коефіцієнти є значущими, а критерії Шварца і Акаїке менше за величиною, ніж критерії побудованих нами вище моделей.

Перевіримо стаціонарність залишків моделі, для цього побудуємо коррелограмм залишків(таблиця 3.14).

Таблиця 3.14 – Коррелограмм для моделі GARCH

AC	PAC	Q-Stat	Prob*
0.031	0.031	0.7402	0.390
-0.025	-0.026	1.2410	0.538
0.022	0.024	1.6366	0.651
0.006	0.004	1.6636	0.797
-0.000	0.000	1.6638	0.893
-0.001	-0.002	1.6655	0.948
-0.015	-0.015	1.8411	0.968
-0.051	-0.050	3.8922	0.867

Значення ймовірностей не перевищують 0,05, отже, можна відзначити стаціонарність залишків.

Проведемо тест на гетероскедастичність(таблиця 3.15).

Таблиця 3.15 ARCH тест на гетероскедастичність

F-statistic	0.630549	Prob. F(2,779)	0.5326
Obs*R-squared	1.263909	Prob. Chi-Square(2)	0.5316

Ймовірність прийняття нульової гіпотези нормальності 05, отже, залишки гомоскедастичні, гетероскедастичності немає.

Зробимо прогноз по побудованій моделі.(рисунок 3.2 – 3.3)

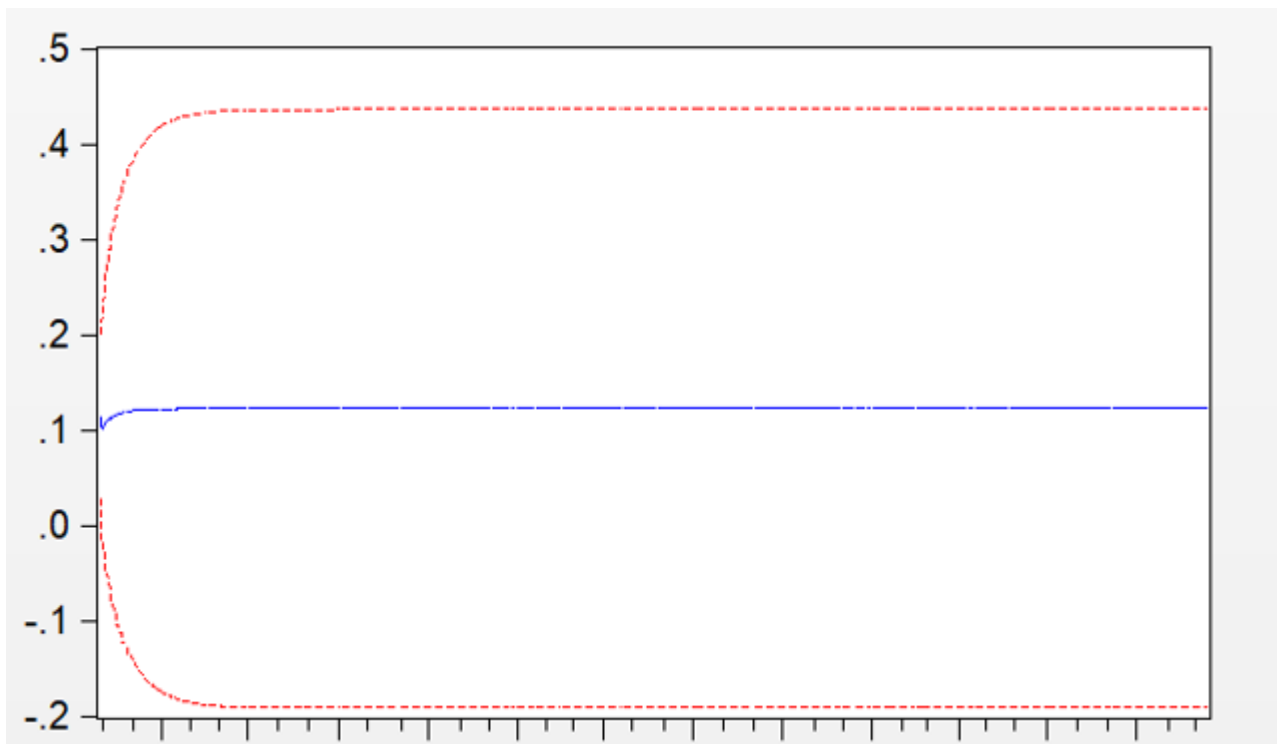


Рисунок 3.2 прогноз побудованої моделі

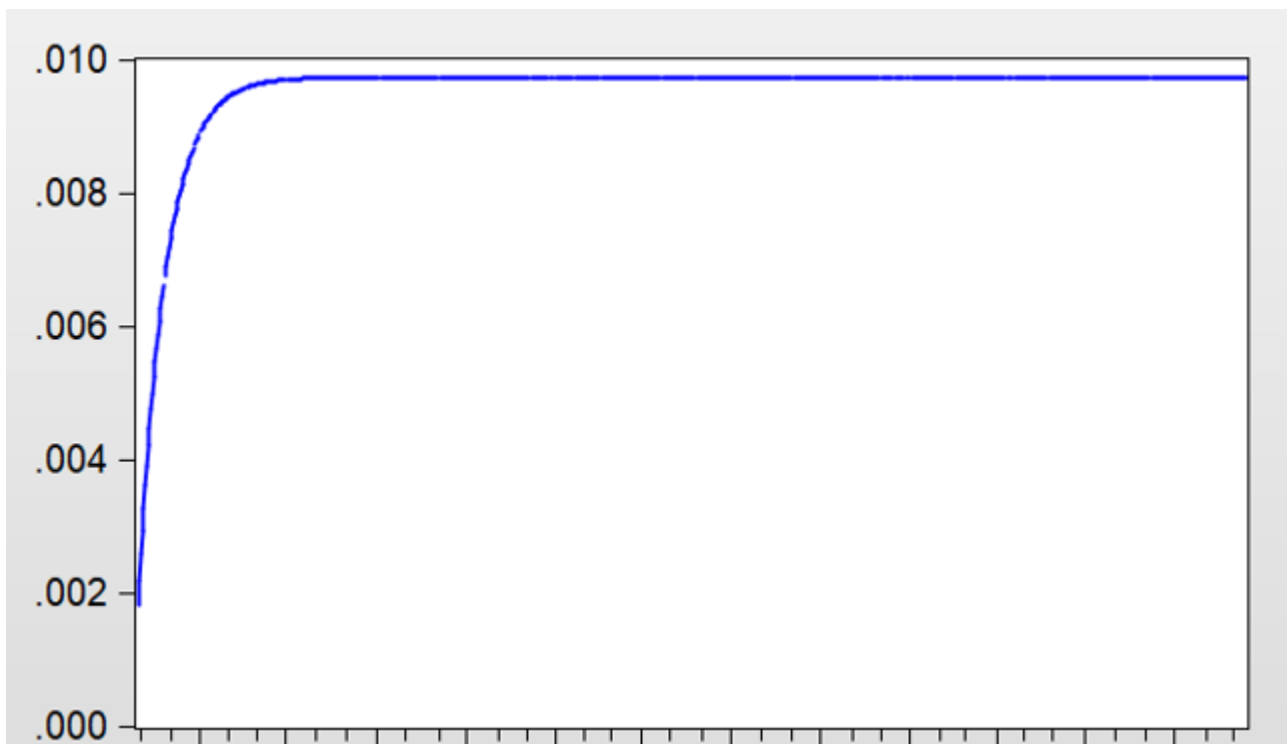


Рисунок 3.3 Графік дисперсії

З рисунку 3.3 робимо висновок що дисперсія стабілізується на значенні 0.0097. Зобразимо характеристики прогнозу у таблиці 3.16.

Таблиця 3.16 – Характеристики отриманого прогнозу

Root Mean Squared Error	0.088293
Mean Absolute Error	0.055060
Mean Abs. Percent Error	643.9071
Theil Inequality Coefficient	0.318155
Bias Proportion	0.005542
Variance Proportion	0.958132
Covariance Proportion	0.036325

3.2 Аналіз розв'язків хаотичного режиму системи Чена

Отримані розв'язки для подальшого аналізу приведемо до нормального виду. Перші 10 точок наведено у таблиці 3.17

Таблиця 3.17 Приклад нормованих даних хаотичного режиму системи Чена

x1	0,216061
x2	0,182155
x3	0,235365
x4	0,178107
x5	0,297386
x6	0,227312
x7	0,134056
x8	0,139412
x9	0,118943
x10	0,137015

Подамо нормовані розв'язки у вигляді графіку на рисунку 3.4 для наглядності.

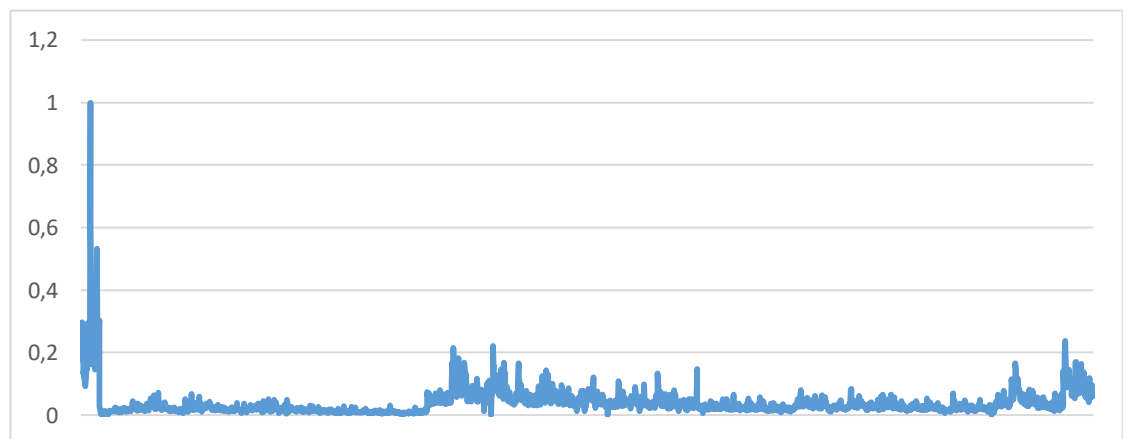


Рис. 3.4 нормовані розв'язки регулярного режиму системи Чена

Перевіримо стаціонарність даного часового ряду, використовуючи ADF-тест (розширений тест Дікі-Фуллера)(таблиця 3.18).

Нульова гіпотеза що ряд має одиничний корінь

Таблиця 3.18 – результати ADF тесту

Augmented Dickey-Fuller test statistic			t-Statistic	Prob.*
			-10.66324	0.0003
Test critical values:	1% level		-3.432796	
	5% level		-2.862506	
	10% level		-2.567330	

Ймовірність прийняття $p = 0,0003 < 0,01$, отже можемо припустити стаціонарність розглянутого часового ряду.

Побудуємо коррелограмм.(таблиця 3.19)

Таблиця 3.19 - коррелограмм

	AC	PAC	Q-Stat	Prob
1	0.803	0.803	1601.7	0.000
2	0.718	0.205	2881.8	0.000
3	0.681	0.169	4032.7	0.000
4	0.666	0.151	5136.8	0.000
5	0.648	0.091	6181.3	0.000
6	0.587	-0.065	7038.7	0.000
7	0.563	0.050	7829.0	0.000
8	0.569	0.105	8636.4	0.000
9	0.553	0.014	9397.1	0.000
10	0.524	-0.005	10082.	0.000
11	0.502	0.020	10710.	0.000
12	0.501	0.058	11344.	0.000

Автокореляційна функція убуває, а приватна автокореляційна функція різко знижується після першого лага. Отже, можемо припустити процес авторегресії. Підберемо модель авторегресії для даного часового ряду. При підборі будемо орієнтуватися на інформаційні критерії Щварца і Акаїке. Побудуємо авторегресії першого порядку(таблиці 3.20-3.21).

Таблиця 3.20 - Модель авторегресії першого порядку

Variable	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
X	0.803307	0.011863	67.71666	0.0000
C	0.007666	0.000706	10.86514	0.0000

Таблиця 3.21 – Показники моделі авторегресії першого порядку

R-squared	0.649277	Akaike info criterion	31.40139
Adjusted R-squared	0.649135	Schwarz criterion	31.40608

Член авторегресії першого порядку виявився статистично значимий. Додаємо далі значущі члени авторегресії при цьому будемо орієнтуватися на інформаційні критерії, вони не повинні збільшуватися.

В результаті отримаємо наступну модель авторегресії (таблиці 3.22-3.23).

Таблиця 3.22 - Модель 1

Variable	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
XCH(-1)	0.598025	0.019755	30.27282	0.0000
XCH(-2)	0.090907	0.023044	3.944905	0.0001
XCH(-3)	0.178636	0.019702	9.066934	0.0000
Z	0.005096	0.000705	7.229797	0.0000
C	0.598025	0.019755	30.27282	0.0000

Таблиця 3.23 Показники моделі 1

R-squared	0.572307	Akaike info criterion	31.35820
Adjusted R-squared	0.571909	Schwarz criterion	31.36524

Всі коефіцієнти виявилися статистично значущими, а інформаційні критерії менше, ніж в розглянутої нами модель авторегресії першого порядку.

З графічного представлення розглянутого часового ряду ми бачимо, що є два значних викиду значень. Для компенсації цих викидів введемо фіктивну змінну Z1(таблиці 3.24 – 3.25).

Таблиця 3.24 – Модель 2

Variable	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
XCH(-1)	0.580118	0.014759	39.30737	0.0000
XCH(-2)	0.102042	0.017212	5.928658	0.0000
XCH(-3)	0.156825	0.014722	10.65249	0.0000
Z1	0.841652	0.019001	44.29467	0.0000
C	0.005876	0.000527	11.15767	0.0000

Таблиця 3.25 – Показники моделі 2

R-squared	0.817308	Akaike info criterion	31.32383
Adjusted R-squared	0.817013	Schwarz criterion	31.33322

В результаті ми отримали модель, в якій всі коефіцієнти є значущими, а критерії Шварца і Акаїке менше за величиною, ніж критерії побудованих нами вище моделей.

Виходячи з візуального аналізу нашого тимчасового ряду, можемо припустити неоднорідність дисперсій. Проміжки малих коливань чергуються з проміжками високих коливань, проведемо тест Вайта на гетероскедастичність нашого ряду (таблиця 3.26).

Таблиця 3.26 - Результати теста Вайта на гетероскедастичність

F-statistic	56.87192	Prob. F(10,773)	0.0000
Obs*R-squared	464.2003	Prob. Chi-Square(10)	0.0000
Scaled explained SS	10554.74	Prob. Chi-Square(10)	0.0000

Нульовою гіпотезою була відсутність гетероскедастичності, але в нашому випадку вона не приймається, отже гетероскедастичність присутня.

Спробуємо підібрати модель з умовною гетероскедастичністю GARCH (p, q)(таблиці 3.27 - 3.29).

Отримали наступну модель:

$$\text{GARCH} = C(6) + C(7)*\text{RESID}(-1)^2 + C(8)*\text{RESID}(-2)^2 + C(9)*\text{GARCH}(-1) + C(10)*\text{GARCH}(-2)$$

Таблиця 3.27 Модель GARCH

Variable	Coefficient	Std. Error	z-Statistic	Prob.
XCH(-1)	0.595537	0.019580	30.41535	0.0000
XCH(-2)	0.119424	0.016642	7.176183	0.0000
XCH(-3)	0.191673	0.016731	11.45641	0.0000
Z1	0.872570	0.051353	16.99171	0.0000
C	0.002205	0.000384	5.746892	0.0000

Таблиця 3.28 – Умовна дисперсія моделі GARCH

Variable	Coefficient	Std. Error	z-Statistic	Prob.
C	1.10E-05	5.94E-07	18.57658	0.0000
RESID(-1)^2	0.235014	0.012506	18.79161	0.0000
RESID(-2)^2	0.234244	0.008533	27.45038	0.0000
GARCH(-1)	-0.135784	0.013787	-9.848512	0.0000
GARCH(-2)	0.713547	0.008207	86.94157	0.0000

Таблиця 3.29 Показники моделі GARCH

R-squared	0.612480	Akaike info criterion	30.14979
Adjusted R-squared	0.612177	Schwarz criterion	30.17091

В результаті ми отримали модель:

$$X = 0.595537 \cdot X_{t-1} + 0.119424 \cdot X_{t-2} + 0.191673 \cdot X_{t-3} + 0.872570 \cdot Z1 + e_t$$

В якій умовна дисперсія описується виразом:

$$h_t^2 = 1.10E-05 + 0.235014 \cdot e_{t-1}^2 + 0.234244 \cdot e_{t-1}^2 - 0.135784 \cdot h_{t-2}^2 + 0.713547 \cdot h_{t-1}^2$$

В результаті ми отримали модель, в якій всі коефіцієнти є значущими, а критерії Шварца і Акаїке менше за величиною, ніж критерії побудованих нами вище моделей.

Перевіримо стаціонарність залишків моделі, для цього побудуємо коррелограмм залишків(таблиця 3.30).

Таблиця 3.30 – Коррелограмм для моделі GARCH

AC	PAC	Q-Stat	Prob*
-0.002	-0.002	0.0110	0.917
-0.020	-0.020	0.9724	0.615
-0.012	-0.012	4.41214	0.727
-0.010	-0.010	1.260819	0.820
-0.016	-0.016	2.1426	0.829
0.026	0.025	2.301089	0.701
-0.017	-0.017	1.129423	0.721
-0.003	-0.002	1.192974	0.808

Значення ймовірностей перевищують 0,05, отже, можна відзначити стаціонарність залишків.

Проведемо тест на гетероскедастичність(таблиця 3.31).

Таблиця 3.31 ARCH тест на гетероскедастичність

F-statistic	0.010928	Prob. F(2,779)	0.9168
Obs*R-squared	0.010937	Prob. Chi-Square(2)	0.9167

Ймовірність прийняття нульової гіпотези нормальності 05, отже, залишки гомоскедастичні, гетероскедастичності немає.

Зробимо передбачення по побудованій моделі.(рисунок 3.5 – 3.6)

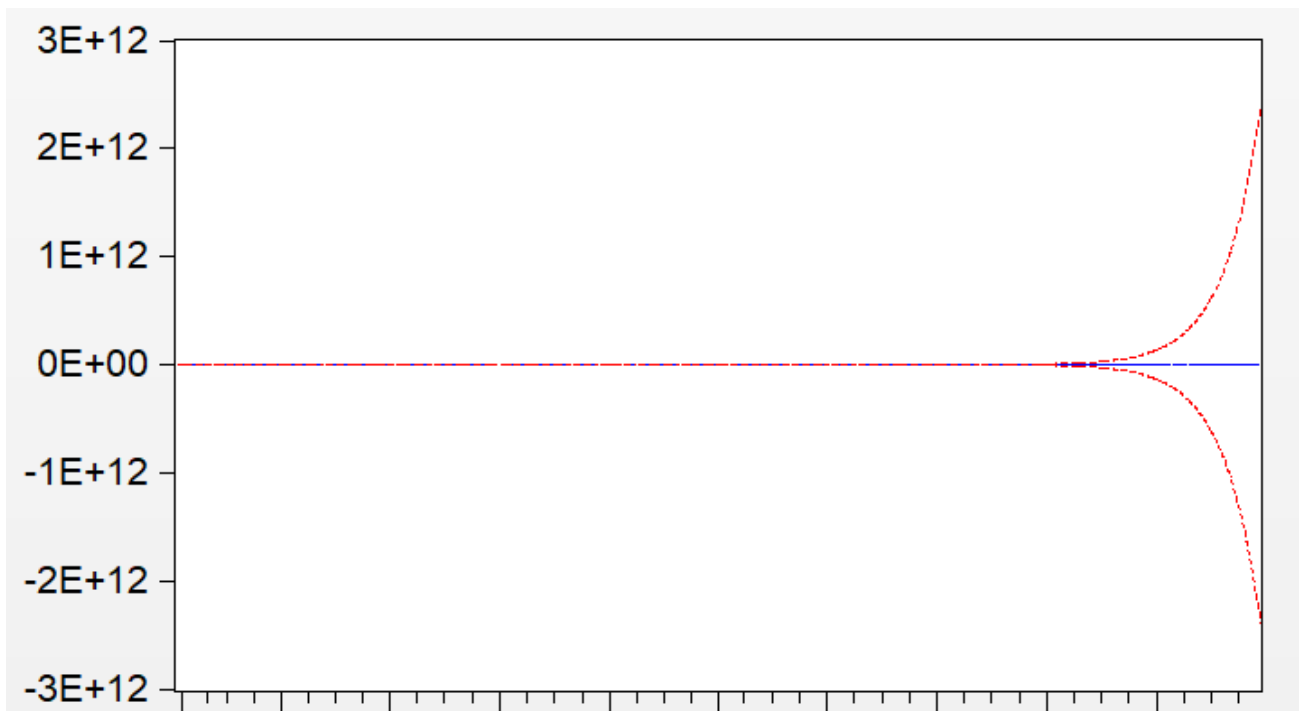


Рисунок 3.5 передбачення для побудованої моделі

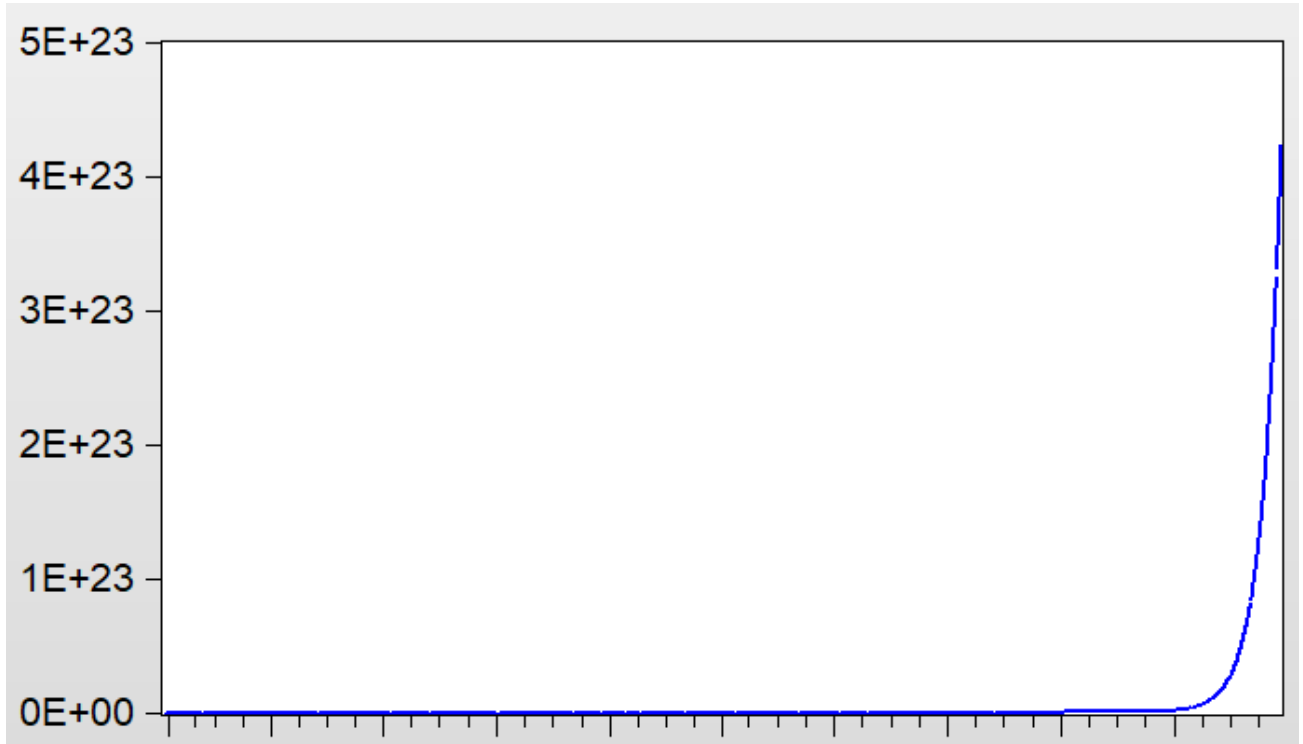


Рисунок 3.6 Графік дисперсії

З рисунку 3.6 робимо висновок що дисперсія стабілізується на значенні 0.0097. Зобразимо характеристики прогнозу у таблиці 3.32.

Таблиця 3.33 – Характеристики отриманого прогнозу

Root Mean Squared Error	0.020206
Mean Absolute Error	3808.874
Mean Abs. Percent Error	0.316018
Theil Inequality Coefficient	0.095813
Bias Proportion	0.027166
Variance Proportion	0.877021
Covariance Proportion	0.020206

3.3 Оцінка фрактальної розмірності отриманих результатів

Як випливає з дослідження системи Чена, обчислення фрактальної розмірності є важливим показником для неї. Нам відомо, що у системі може виникати хаос, тому ми обчислили фрактальну розмірність для розв'язків хаотичного та регулярного режимів (Таблиця 3. 34)

Таблиця 3.34 Фрактальна розмірність розв'язків

Режим	Величина фрактальної розмірності
Регулярний	1.01067
Хаотичний	1.12513

З величини фрактальної розмірності можна зробити висновок, що у розв'язках хаотичного режиму присутній хаос, отже деякі моделі не будуть працювати.

Тому рекомендується в СППР розташувати розрахунок фрактальної величини перед розробкою моделей

3.4 Дослідження ринку валютних котирувань за допомогою вейвлет аналізу

Спочатку досліджено вейвлет DOG. Результати зображені на рис 3.7

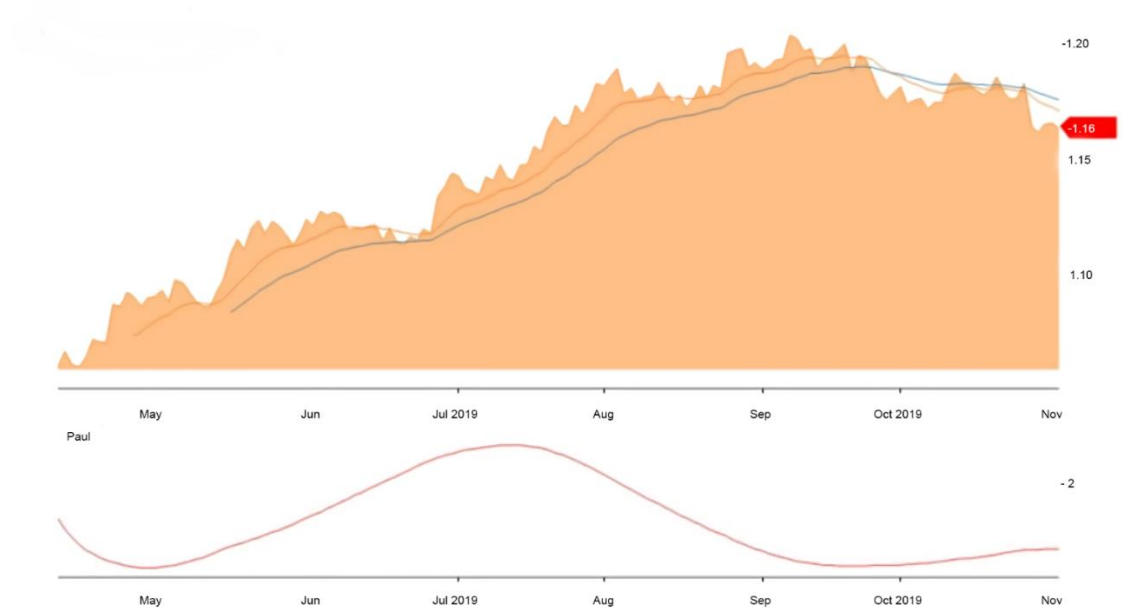


Рис 3.7 – Індикатор вейвлета DOG на навчальній вибірці та тестовій вибірці

З графіку індикатора можемо зробити висновок, що за допомогою даного вейвлета неможливо спрогнозувати наступні кроки часового ряду, адже даний вейвлет проявляє низьку чутливість до характеру даних коливань.

Наступним було досліджене Вейвлет-перетворення часового ряду валютних котирувань на основі вейвлета Морле. Результат зображені на рисунку 3.8

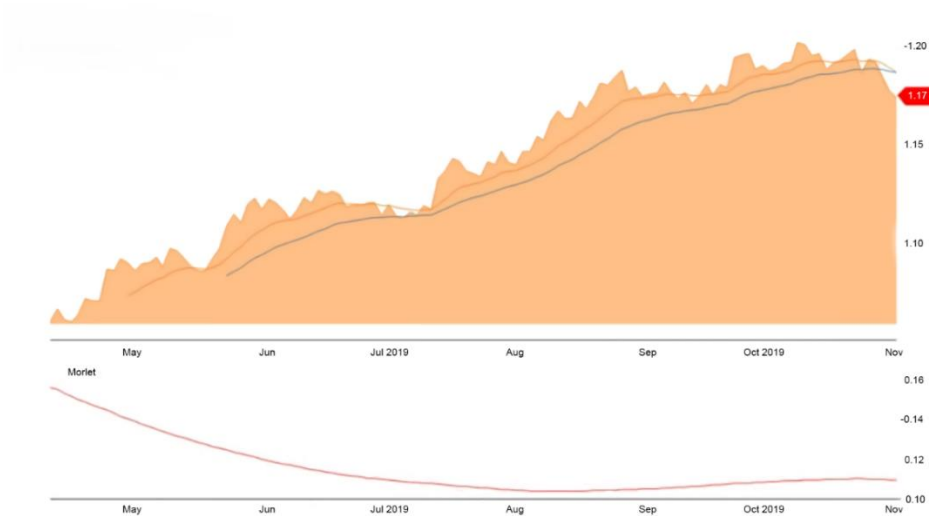


Рисунок 3.8 – Індикатор вейвлета Морле на навчальній вибірці та тестовій вибірці

По даному рисунку можна зробити висновок про низьку кореляцію вейвлета Морле та значень часового ряду валютних котирувань.

Найкращі результати у виявленні імпульсів у хвилях Еліота дає вейвлет Рікера, тому даний вейвлет було досліджено, з метою виявити спроможність передбачати значення валютних котирувань на основі нього.(рисунок 3.9)

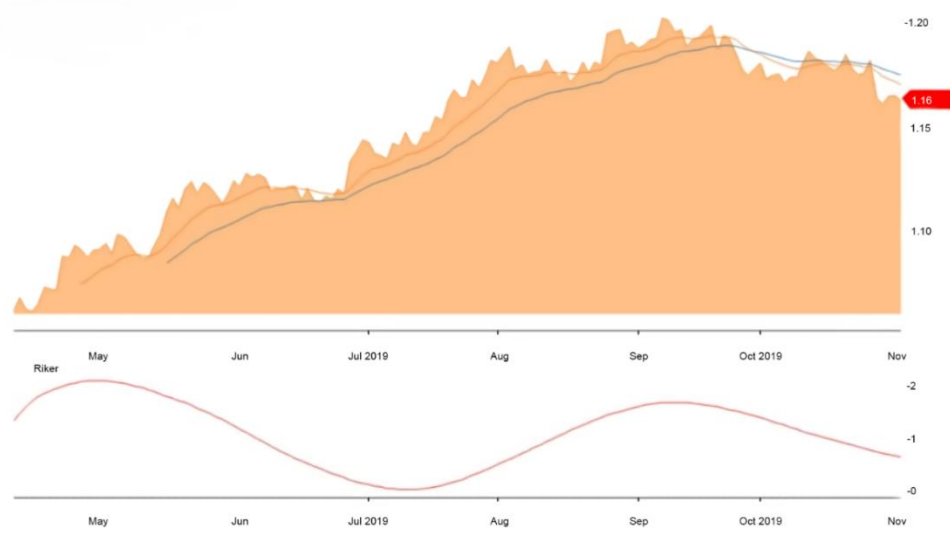


Рисунок 3.9 – Індикатор вейвлета Рікера на навчальній вибірці та тестовій вибірці

Висновки до розділу

В цьому розділі описано структурну схему розробленої СППР. Розглянуто систему Чена, як базову модель поведінки фінансового ринку.. Проведено аналіз параметрів системи. На основі аналізу карти динамічних режимів визначено присутність хаотичної поведінки на фінансових ринках. На основі карти динамічних режимів проведено підбір параметрів при яких існує регулярна і хаотична поведінка відповідних фінансових рядів. Проведено підбір параметрів які характеризують регулярний та хаотичний режими поведінки фінансових ринків. Отримано відповідні їм часові ряди. Побудовано моделі для вказаних рядів та перевірено їх адекватність.

Крім того окремо досліджено ринок валютних котирувань, і встановлено, що інструментом виявлення хвиль Еліота є вейвлет-аналіз.

Розділ 4 РОЗРОБКА СТАРТАП-ПРОЕКТУ

4.1 Опис ідеї стартап-проекту

Аналіз потенційних техніко-економічних переваг ідеї порівняно із пропозиціями конкурентів передбачає(Табл. 4.1-4.3):

Таблиця 4.1 – Опис ідеї стартап-проекту

Зміст ідеї	Напрямки застосування	Вигоди для користувача
Надавання консалтингових послуг	Використання для прогнозування курсів акцій	Можливість прогнозувати значення курсу акції
	Використання у проектах, в яких використовується прогнозування даних	Додатковий метод прогнозування даних персональних даних в докер-контейнерах

- визначення переліку техніко-економічних властивостей та характеристик ідеї;
- визначення попереднього кола конкурентів, проектів-конкурентів, товарів-замінників чи товарів-аналогів, що вже існують на ринку;
- збір інформації щодо значень техніко-економічних показників для ідеї власного проекту та проектів-конкурентів.
- Відповідно до визначеного вище переліку проводиться порівняльний аналіз показників: для власної ідеї визначаються показники, що мають:

- гірші значення (W, слабкі);
- аналогічні (N, нейтральні) значення;
- кращі значення (S, сильні).

Визначення сильних, слабких та нейтральних характеристик ідеї стартап-проекту “Мікросервісний підхід до розробки клієнтської частини веб-застосувань” наведено у Таблиці 4.2.

Таблиця 4.2 – Визначення сильних, слабких та нейтральних характеристик ідеї стартап-проекту

№ п/ п	Техніко-економічні характеристики ідеї	(Потенційні) товари/концепції конкурентів			W	N	S
		Мій проект	Novo Forecast	STATISTICA			
1.	Форма виконання	Надавання послуг	Надавання послуг	Надавання послуг		+	
2.	Собівартість	Низька	Висока	Середня			+
3.	Наявність індивідуального підходу до кожної задачі	Є	Є	Нема		+	
4.	Функціонал	Середній	Дуже великий	Середній	+		
5.	Швидкість виконання	Середня	Середня	Низька		+	
	Зручність використання	Висока	Висока	Низька		+	

Основними позитивними характеристиками товару є його низька ціна, індивідуальний підхід до кожної задачі, зручність у використанні.

4.2 Технологічний аудит проекту

Таблиця 4.3 – Технологічна здійсненність ідеї проекту

№ п/п	Ідея проекту	Технології реалізації	Наявність технології	Доступність технології
1	Створення програмної частини	C#	Наявна	Доступна, безкоштовна, легка у реалізації
		C++	Ненаявна	Доступна, безкоштовна, Середня важкість реалізації
	Зв'язок із користувачем	Текстовий файл	Наявна	Легкість використання як частини більш високорівневих проектів
		Console output	Наявна	Легкість читання користувачем

Всі технології для реалізації мого проекту є доступними і безкоштовними, проте для створення програмного продукту було обрано мову C#.

4.3 Аналіз ринкових можливостей

Визначення ринкових можливостей, які можна використати під час ринкового впровадження проекту, та ринкових загроз, які можуть зашкодити реалізації проекту, дозволяє спланувати напрями розвитку проекту з урахуванням стану ринкового середовища, потреб потенційних клієнтів та пропозицій проектів-конкурентів.

Для того щоб спланувати напрямки розвитку проекту необхідно визначити ринкові можливості та ринкові загрози. Також необхідно визначити потреби потенційних клієнтів та пропозицій конкурентів. Попередня характеристика ринку наведена у таблиці 4.4.

Таблиця 4.4 – Попередня характеристика потенційного ринку стартап-проекту

Показники стану ринку (найменування)	Характеристика
Кількість головних гравців, од	100
Загальний обсяг продажу, грн/ум.од	25000 грн/у.о
Динаміка ринку (якісна оцінка)	Зростає
Наявність обмежень для входу (вказати характер обмежень)	Відсутні
Специфічні вимоги до стандартизації та сертифікації	Відсутні
Середня норма рентабельності в галузі (або по ринку), %	10%

Було проаналізовано обсяг ринку та динаміку його розвитку, а також наявність попиту. За результатами аналізу можна сказати, що обмежень для входу на ринок немає, динаміка ринку зростає, ринок є рентабельним.

Для визначення ключових елементів реалізації проекту, необхідно чітко визначити цільову аудиторію, особливості поведінки цільових груп та вимоги, що користувачі висувають до продукту. У таблиці 4.5 наведена характеристика потенційних клієнтів.

Таблиця 4.5 - Характеристика потенційних клієнтів стартап-проекту

№ п/п	Потреба, що формує ринок	Цільова аудиторія (цільові сегменти ринку)	Відмінності у поведінці різних потенційних цільових груп клієнтів	Вимоги споживачів до товару
1	Точне та швидке прогнозування різних даних.	Аудиторія: клієнти, у яких є потреба прогнозувати дані. Сегменти: індивідуальні користувачі, підприємства будь-якого розміру.	Для сегменту дрібних користувачів більш характерні програми, в який використовується 1-2 методи прогнозування Підприємства зацікавлені у великих інфраструктурах програм щоб забезпечити надійність та швидкодію.	Усім споживачам важливі надійність та невиский час прогнозування.

Виходячи з проведеного аналізу можна сказати, що для охоплення всіх потенційних споживачів, необхідно забезпечити них хорошим зворотнім зв'язком, та створити зручне рішення для задоволення їх потреб.

Ринкові можливості – це сприятливі обставини, які підприємство може використовувати для отримання переваг. Слід зазначити, що можливостями з погляду SWOT-аналізу є не всі можливості, які існують на ринку, а тільки ті, які можна використовувати.

Ринкові загрози – події, настання яких може несприятливо вплинути на підприємство.

Для вдалого майбутнього проекту необхідно врахувати ситуації, що можуть виникнути в майбутньому та бути готовими до активних дій у разі їх появи. Аналіз загроз наведений у таблиці 4.6.

Таблиця 4.6 - Фактори загроз

№ п/п	Фактор	Зміст загрози	Можлива реакція компанії
1	Зростаюча конкуренція.	Зі зростом популярності зросла і пропозиція програм, які прогнозують дані.	Покращити функціональність програми.
2	Зміна потреб користувачів.	Користувачам необхідний сервіс з більшим/новим функціоналом.	Розроблення гнучкої архітектури програмного забезпечення для легшого впровадження нового функціоналу.
3	Економічні чинники.	Зменшення купівельної здатності цільової аудиторії.	Здешевлення продукту.

З можливих ризиків найвірогіднішими є вихід конкуренту у бюджетний сегмент ринку та зміна потреб користувачів. Обидва можуть бути ліквідовані описаними вище діями (табл. 4.6). Останні ж 3 ризики є менш вірогідними.

Також необхідно врахувати позитивні фактори, що можуть виникнути. При виникненні таких ситуацій завдяки правильним діям можна значно збільшити

кількість клієнтів рішення. Можливі ситуації, що грають на руку проекту, наведені у таблиці 4.7.

Основною дією для збільшення аудиторії, що користується нашим рішенням є проведення правильної маркетингової компанії окремо або у зв'язці із правильною реалізацією рішення у певній ситуації. Відтак можлива потреба у доробленні програмного забезпечення для використання актуальних технологій.

Таблиця 4.7 - Фактори можливостей

№ п/п	Фактор	Зміст можливості	Можлива реакція компанії
1	Зростання купувальних можливостей людей	Зростання середнього фінансового стану населення	Запропонувати їм свої послуги
2	Зниження довіри до конкурента	У конкурента вкрали інформацію із сховища	Проведення маркетингової компанії, що вказує на надійність рішення
3	Поява нових бібліотек	З'явилися нові бібліотеки, що покращують процес розробки та оптимізують рішення	Використання нової бібліотеки для розробки програмного рішення. Проведення маркетингової компанії, що вказує на підтримку інновацій рішенням
4	Зростаючий попит	Збільшення попиту на програми для прогнозування даних	Надавати високоякісні рішення, займати нішу ринку

Для збільшення шансів виграти конкуренцію, необхідно провести ступеневий аналіз ринку. Це допоможе обрати стратегію поведінки на ринку і дозволить врахувати особливості ринку. Результати аналізу зображено у таблиці 4.8.

Таблиця 4.8 - Ступеневий аналіз конкуренції на ринку

Особливості конкурентного середовища	В чому проявляється дана характеристика	Вплив на діяльність підприємства (можливі дії компанії, щоб бути конкурентоспроможною)
1. Вказати тип конкуренції: чиста.	Існує величезна кількість конкурентів на ринку.	Якісно провести рекламу.
2. За рівнем конкурентної боротьби: локальний.	На компанію впливатиме конкуренція в Україні.	Розробляти якісний продукт.
3. За галузевою ознакою: міжгалузева.	Конкуренти мають апаратно-програмне рішення, що може використовуватись лише всередині галузі.	Закласти у рішення можливість доробки для використання у інших галузях
4. Конкуренція за видами товарів: товарно-видова.	Послуги одного виду, але різної якості	Створити рішення враховуючи недоліки конкурентів та напрямок розвитку галузі
5. За характером конкурентних переваг: цінова.	Цінова категорія сильно варіюється.	Враховувати ціни

Проаналізувавши конкурентів та види конкурентної боротьби на ринку можна зробити висновок, що найважливішим фактором є сучасність рішення, його швидка доробка та зосередження уваги аудиторії на перевагах реалізації над виробами конкурентів. Необхідно виділити сильні позиції стартап-проекту у кожному з факторів: існуючі конкуренти, потенційні конкуренти, товари-замінники, постачальники, споживачі. Це допоможе оцінити привабливість реалізації. Результати аналізу (аналіз конкуренції в галузі за М. Портером) наведені у таблиці 4.9.

Таблиця 4.9 - Аналіз конкуренції в галузі за М. Портером

Складові аналізу	Прямі конкуренти	Потенційні конкуренти	Постачальники	Клієнти	Замінники
	stackrox	Великі компанії, що створюють відділи для налаштування захисту в докер-контейнерах	Відсутні.	Важливою є точність та велика швидкодія.	Відсутні.
Висновки	Велика інтенсивність конкуренції.	Потенційно, при розширенні.	Постачальники не мають впливу.	Клієнти мають сильний вплив на роботу на ринку.	

Виходячи з аналізу можна сказати, що у проекта є можливості для входу на ринок. На ринку існують три конкуренти, найбільш схожою є реалізація конкуренту MS Excel. Існуючі постачальники диктують правила, проте наявність додаткового функціоналу дозволяє витримати конкуренцію. Основні вимоги користувачів покриваються даною реалізацією, тому можна сказати, що у проекту є шанси витримати конкуренцію.

На основі аналізу конкуренції на ринку, вимог, що ставляться користувачами перед продуктом, та основними характеристиками ідеї проекту можна визначити та обґрунтувати основні фактори конкурентоспроможності рішення (представленні у таблиці 4.10).

Таблиця 4.10 - Обґрунтування факторів конкурентоспроможності

№ п/п	Фактор конкуренто- спроможності	Обґрунтування (наведення чинників, що роблять фактор для порівняння конкурентних проектів значущим)
1	Низька ціна рішення	Дозволяє охопити аудиторію, яка не може дозволити собі рішення конкурента
2	Використання відкритих бібліотек	Дозволяє знизити ціну розробки та підтримувати рішення актуальним, адже бібліотеки постійно доповнюються та оновлюються завдяки спеціалістам, що з ними працюють.
3	Зручність роботи з програмою	Дозволяє користувачу легко працювати з програмою
4	Кросплатформені сть	Дозволяє запускати програму на різних платформах.

Можна сказати, що у стартап-проекті є достатньо факторів конкурентоспроможності, що надають йому переваги у боротьбі за споживачів. Також важливо відмітити, що низька ціна та відкритість у роботі із різними датчиками є ключовими побажаннями майбутніх користувачів, адже це надає більше свободи у виборі.

Надалі необхідно оцінити наскільки фактори конкурентоспроможності (табл. 4.10) та провести аналіз сильних та слабких сторін проекту. Основними сильними сторонами можна назвати низьку ціну та підтримку датчиків різних виробників, адже реалізація конкурентів зроблена для роботи в інфраструктурі одного постачальника датчиків (табл. 4.11).

Таблиця 4.11 - Порівняльний аналіз сильних та слабких сторін

№ п/п	Фактор конкуренто- спроможності	Бали 1-20	Рейтинг товарів-конкурентів						
			-3	-2	-1	0	+1	+2	+3
1	Низька ціна рішення	15					✓		
2	Використання відкритих бібліотек	6		✓					
3	Зручність роботи з програмою	10				✓			
4	Кросплатформеність	17						✓	

Із результатів можна зробити висновок, що рішення має як і значні переваги, такі як кросплатформеність, так і свої недоліки, що проявляються у

низькій кількості функціоналу порівняно із конкурентом. Проте фінальний продукт має бути конкурентоспроможним.

На основі проведеного раніше аналізу можна зробити SWOT аналіз факторів загроз, що можуть бути створенні як конкурентом, так і самим ринком, і аналіз факторів можливостей, що можуть виникнути у результаті помилок конкурентів, або в результаті змін складу цільової аудиторії (табл. 4.12).

Таблиця 4.12 - SWOT аналіз стартап-проекту

<p>Сильні сторони: низька ціна, зручність у використанні.</p>	<p>Слабкі сторони: дуже насичений ринок, мала кількість функціоналу, відсутня кросплатформеність.</p>
<p>Можливості: насичення ринку новим підходом до прогнозування; різноманітна клієнтура.</p>	<p>Загрози: конкуренція.</p>

На основі SWOT-аналізу розробляються альтернативи ринкової поведінки (перелік заходів) для виведення стартап-проекту на ринок та орієнтовний оптимальний час їх ринкової реалізації з огляду на потенційні проекти конкурентів, що можуть бути виведені на ринок. Визначені альтернативи аналізуються з точки зору строків та імовірності отримання ресурсів.

Альтернативи ринкового впровадження стартап-проекту “Розроблення методів та засобів захисту докер-контейнерів інформаційно-освітнього

середовища з використанням технологій шифрування даних ” наведено у Таблиці 4.13.

Таблиця 4.13 - Альтернативи ринкового впровадження стартап-проекту

№ п/п	Альтернатива (орієнтовний комплекс заходів) ринкової поведінки	Ймовірність отримання ресурсів	Строки реалізації
1	Використання спеціалізованого рішення для захисту даних.	70%	4 місяців
2	Створення власного рішення з онлайн-інтеграцією.	60%	6 місяців

Отже можна зробити висновки: з означених альтернатив обирається та, для якої: а) отримання ресурсів є більш простим та імовірним; б) строки реалізації – більш стислими. Оскільки у альтернативи 1 в більша вірогідність отримати кошти, і менші строки реалізації то буде логічним вибрати альтернативу 1.

4.4 Розробка ринкової стратегії проекту

Розроблення ринкової стратегії першим кроком передбачає визначення стратегії охоплення ринку: опис цільових груп потенційних споживачів (таблиця 4.14).

Виходячи із необхідностей різних цільових аудиторій, можна сказати, що характеристики фінальної реалізації найкраще підходять для людей, що працюють в областях машинного навчання та математичних розрахунків.

Таблиця 4.14 - Вибір цільових груп потенційних споживачів

№ п / п	Опис профілю цільової групи потенційни х клієнтів	Готовність споживачів сприйняти продукт	Орієнтовний попит в межах цільової групи (сегменту)	Інтенсивніс ть конкуренції в сегменті	Простота входу у сегмент
1	Великі компанії.	Середня: велика конкуренція і можливість власних веб-відділів.	Середній.	Велика.	Важко.
2	Маленькі компанії.	Середня.	Низький.	Середня.	Середня.
3	Приватні особи.	Велика.	Високий.	Середня.	Легко .

Обрано цільову групу: Приватні особи.

За результатами аналізу потенційних груп споживачів (сегментів) обирають цільові групи, для яких пропонуватимуть товар, та визначають стратегію охоплення ринку:

- якщо компанія зосереджується на одному сегменті – вона обирає стратегію концентрованого маркетингу;
- якщо працює із кількома сегментами, розробляючи для них окремо програми ринкового впливу – вона використовує стратегію диференційованого маркетингу;
- якщо компанія працює із всім ринком, пропонуючи стандартизовану програму (включно із характеристиками товару/послуги) – вона використовує масовий маркетинг.

Обрано стратегію концентрованого маркетингу.

Визначення базової стратегії розвитку стартап-проекту “Мікросервісний підхід до розробки клієнтської частини веб-застосувачів” наведено у Таблиці 4.15.

Таблиця 4.15 – Визначення базової стратегії розвитку

№ п/п	Обрана альтернатива розвитку проекту	Стратегія охоплення ринку	Ключові конкурентоспроможні позиції відповідно до обраної альтернативи	Базова стратегія розвитку
1	Постійне оновлення і покращення продукту	Ринкове позиціонування на індивідуальних користувачів	Швидкодія, якість продукту	Концентрований маркетинг

Було обрано наступний варіант розвитку проекту: постійне оновлення і покращення продукту.

Стратегія лідера. Залежно від міри сформованості товарного (галузевого) ринку, характеру конкурентної боротьби компанії-лідери обирають одну з трьох стратегій: розширення первинного попиту, оборонну або наступальну стратегію або ж застосувати демаркетинг або диверсифікацію.

Стратегія розширення первинного попиту доцільна у разі, якщо фірмі-лідерові недоцільно розмінюватися на боротьбу з невеликими конкурентами, вона може отримати велику економічну віддачу від розширення первинного рівня попиту. В цьому випадку компанія займається реалізацією заходів по формуванню попиту (навчанню споживачів користуванню товаром, формування регулярного попиту, збільшення разового споживання), також пропаганду нових напрямів застосувань існуючих товарів, виявлень нових груп споживачів. У міру зростання ринку, його становлення позиції компанії-новатора починають атакувати конкуренти-імітатори. В цьому випадку, компанія може вибрати оборонну стратегію, метою якої є захист власної ринкової долі. Наступальна стратегія припускає збільшення своєї частки ринку. При цьому переслідувана мета полягає в подальшому підвищенні прибутковості роботи компанії на ринку за рахунок максимального використання ефекту масштабу. Якщо фірма потрапляє під дію антимонопольного законодавства, вона може удатися до стратегії демаркетинга, що припускає скорочення своєї частки ринку, зниження рівня попиту на деяких сегментах за рахунок підвищення ціни. При цьому ставиться завдання недопущення на ці сегменти конкурентів, а компенсація втрат прибутку через зменшення обсягів виробництва компенсується встановленням надвисоких цін.

Стратегія виклик у лідера. Стратегію виклику лідеріві найчастіше вибирають компанії, які є другими, третіми на ринку, але бажають стати лідером ринку. Теоретично, ці компанії можуть прийняти два стратегічні рішення: атакувати лідера у боротьбі за частку ринку або ж йти за лідером. Рішення атакувати лідера є досить ризикованим. Для його реалізації потрібні значні фінансові витрати, know – how, краще співвідношення «ціна- якість», переваги в системі розподілу і просування і т. д. У разі не реалізації цієї стратегії, компанія може бути відкинута на аутсайдерські позиції на досить довгий час. Залежно від цього компанія може вибрати одну з альтернативних стратегій: фронтальної або флангової атаки. Стратегія наслідування лідера у . Компанії, що приймають слідування за лідером – це підприємства з невеликою часткою ринку, які вибирають адаптивну лінію поведінки на ринку, усвідомлюють своє місце на ній і йдуть у фарватері фірм-лідерів. Головна перевага такої стратегії – економія фінансових ресурсів, пов'язаних з необхідністю розширення товарного(галузевого) ринку, постійними інноваціями, витратами на утримання домінуючого положення.

Стратегія заняття конкурентної ніші. При прийнятті стратегії зайняття конкурентної ніші (інші назви – стратегія фахівця або нішера) компанія в якості цільового ринку вибирає один або декілька ринкових сегментів. Головна особливість – малий розмір сегментів/сегменту. Ця конкурентна стратегія являється похідною від такої базової стратегії компанії, як концентрація. Головне завдання для компаній, що вибирають стратегію нішера або фахівця, – це постійна турбота про підтримку і розвиток своєї конкурентної переваги, формування лояльності і прихильності споживачів, підтримка вхідних бар'єрів. У таблиці 4.16 наведено базову стратегію конкурентної поведінки

Таблиця 4.16 - Визначення базової стратегії конкурентної поведінки

№ п / п	Чи є проект «першопрохідцем» на ринку?	Чи буде компанія шукати нових споживачів, або забирати існуючих у конкурентів?	Чи буде компанія копіювати основні характеристики товару конкурента, і які?	Стратегія Конкурентної поведінки
1	Ні.	Компанія буде шукати нових споживачів та забирати існуючих у конкурентів.	Буде копіювати та удосконалювати	Зайняття конкурентної ніші

Продукт не є першопроходьцем, адже конкуренти уже існують на ринку, і рішення буде частково скопійованим у них, проте буде мати свої особливості. Проте оскільки ринок розвиваючийся, то кількість нових клієнтів, що лише шукають рішення для себе досить велика, тому компанія буде шукати як нових клієнтів, так і відбивати клієнтів конкурента. Через це найкращим варіантом конкурентної поведінки буде зайняття конкурентної ніші, адже ця ніше задовольняє таким умовам: є досить прибутковою і реалізація намагається зайняти малу нішу не підприємницького сегменту.

Визначимо стратегію позиціонування у таблиці 4.17, що полягає у формуванні ринкової позиції (комплексу асоціації), за яким споживачі мають ідентифікувати торгівельну марку/проект.

Таблиця 4.17 - Визначення стратегії позиціонування

№ п/п	Вимоги до товару цільової аудиторії	Базова стратегія розвитку	Ключові конкурентоспроможні позиції власного стартап- проекту	Вибір асоціацій, які мають сформувати комплексну позицію власного проекту (три ключових)
1.	Низька ціна, простий інтерфейс	Диференціація та спеціалізація	Спеціалізація на потребах клієнтів, швидке впровадження нового функціоналу.	Дешевизна, простота, ефективність

Вимоги цільової аудиторії співпадають із основними конкурентними якостями проекту. Стратегія розвитку полягає у спеціалізації споживачів і постійному впровадженні нових функцій, які вони потребують.

4.5 Розробка маркетингової програми стартап-проекту

Першим кроком є формування маркетингової концепції товару, який отримає споживач. Для цього у табл. 4.18 потрібно підсумувати результати попереднього аналізу конкурентоспроможності товару.

Таблиця 4.18 - Визначення ключових переваг концепції потенційного товару

№ п/п	Потреба	Вигода, яку пропонує товар	Ключові переваги перед конкурентами (існуючі або такі, що потрібно створити)
1.	Низька ціна	Товар має найнижчу вартість на ринку, проте забезпечується хороший зворотній зв'язок із виробником	Нижча ціна
2.	Простота користувацького інтерфейсу	Простота мови виразів.	Користувачі мають інтерфейс, що більш зручний.

Реалізація задовольняє основні потреби аудиторій, тим саме отримуючи конкурентну перевагу. Зв'язок реалізований за допомогою RESTfull API допоможе стандартизувати методи доступу до інформації та полегшить розробку, завдяки використанню широкорозповсюдженної технології.

Далі у таблиці 4.19 проілюстрована трирівнева маркетингова модель товару: уточняється ідея продукту та/або послуги, його фізичні складові, особливості процесу його надання.

Таблиця 4.19 - Опис трьох рівнів моделі товару

Рівні товару	Сутність та складові		
1.Товар за задумом	Програма для прогнозування часових рядів		
2. Товар у реальному виконанні	Властивості/характеристики	М/Нм	Вр/Тх /Тл/Е/Ор
	1. Індивідуальний підхід.	1.Нм	1.Технологічна
	2. Низька ціна.	2.Нм	2.Економічна
	3. Простота у використанні.	3.Нм	3.Технологічна
	Якість: згідно зі стандартом ISO 4444 буде проведено тестування.		
	Маркування відсутнє.		
Моя компанія: “Flandre Team”.			
3. Товар із підкріпленням	Постійна підтримка для користувачів.		
За рахунок чого потенційний товар буде захищено від копіювання: ліцензія.			

Було розглянуто три рівні моделі товару, з чого можна зробити висновок, що властивості є як економічні та матеріальні, так і технологічні і нематеріальні. Також було надано сутність та складові товару у задумці та товару з підкріпленням. Після формування маркетингової моделі товару слід особливо відмітити – чим саме проект буде захищено від копіювання. У даному випадку найбільш вірогідним гарантом буде ліцензія.

Наступним кроком є визначення цінових меж, якими необхідно керуватись при встановленні ціни на потенційний товар (остаточне визначення ціни відбувається під час фінансово-економічного аналізу проекту), яке передбачає

аналіз ціни на товари-аналоги або товари субститути, а також аналіз рівня доходів цільової групи споживачів (табл. 4.20). Аналіз проводиться експертним методом.

Таблиця 4.20 - Визначення меж встановлення ціни

№ п/п	Рівень цін на товари-замінники	Рівень цін на товари-аналоги	Рівень доходів цільової групи споживачів	Верхня та нижня межі встановлення ціни на товар/послугу
1.	0 - 14000 грн	0 - 15000 грн	>100000 грн/рік	4500-11000 грн

Далі необхідно визначити основні системи збуту, в межах яких приймається рішення (табл. 4.21).

Таблиця 4.21 - Формування системи збуту

№ п/п	Специфіка закупівельної поведінки цільових клієнтів	Функції збуту, які має виконувати постачальник товару	Глибина каналу збуту	Оптимальна система збуту
1.	Купують одноразово готове рішення	Продаж	0(напрям)	Власна

Система буде приносити прибуток за рахунок постійного притоку клієнтів.

Останньою складовою маркетингової програми є розроблення концепції маркетингових комунікацій, що спирається на попередньо обрану основу для позиціонування, визначену специфіку поведінки клієнтів (табл. 4.22).

Таблиця 4.22 - Концепція маркетингових комунікацій

№ п/п	Специфіка поведінки цільових клієнтів	Канали комунікацій, якими користуються цільові клієнти	Ключові позиції, обрані для позиціонування	Завдання рекламного повідомлення	Концепція рекламного звернення
1.	Встановлення програми у персональний комп'ютер і його використання	Інтернет	Низька ціна, простота використання, універсальність	Показати переваги рішення над конкурентами, виділити ключові особливості	Створення сайту продукту, розповсюдження інформації про продукт на спеціалізованих ресурсах.

Було визначено, що придбання продукту буде проводитись через мережу Інтернет або при безпосередньому спілкуванні із представниками компанії. Розповсюдження інформації про продукт буде проводитись виключно через

Інтернет, адже аудиторія даного продукту активно користується всесвітньою мережею.

4.6 Висновки

Дослідження у цьому розділі показало, що проект можна комерціалізувати, не зважаючи на те, що ринок має своїх монополістів та свої правила. Хоча реалізація має ряд недоліків перед конкурентами, наявні переваги. Для успішного виходу на ринок, потрібно, щоб:

- проект мав низьку собівартість;
- компанія-розробник налагодила зворотній зв'язок із користувачами та впроваджувала новий функціонал;
- при рекламі продукту акцентувалась увага на сильних сторонах продукту.

Було проведено аналіз потенційних ризиків і можливостей, а також розраховані основні фінансово-економічні показники проекту. Отримані результати кажуть про те, що реалізація проекту є доцільною.

Було визначено сильні сторони проекту: зручність у використанні, ціна, простота мови виразів. Серед слабких варто виділити невелику кількість функціоналу.

Варто відмітити можливість реклами продукту на спеціалізованих ресурсах із зазначенням сильних сторін проекту.

ВИСНОВКИ ТА ПЕРСПЕКТИВИ ПОДАЛЬШИХ ДОСЛІДЖЕНЬ

У роботі розроблено підхід до ефективного аналізу часових рядів валютних котирувань за допомогою розроблених індикаторів на основі фрактальної розмірності.

На основі цього підходу розроблено Систему підтримки та прийняття рішень для виявлення циклічності. Вона має сучасний інтерфейс та архітектуру програмного забезпечення.

Для подальшого вдосконалення результатів можна запропонувати наступні напрямки розвитку:

- 1) навчання нейронних мереж для автоматичного виявлення хвиль Елліотта на основі розробленого алгоритму для обробки часових рядів;
- 2) розробити індикатор на основі фрактальної розмірності та методів машинного навчання;
- 3) побудова більш складної моделі на основі розроблених індикаторів та нейронних мереж.

ПЕРЕЛІК ПОСИЛАНЬ

1. Frost A. J., Prechter R. R. Elliott Wave Principle: Key to Market Behavior. Delhi: Elliott Wave International, 2005. 190 p.
2. Tan C. Financial Time Series Forecasting Using Improved Wavelet Neural Network: Doctoral dissertation / Aarhus University. Aarhus, Denmark, 2009. 113 p.
3. Джозеф Т. Упрощенный Анализ Волны Эллиота: монографія. Москва: Литера, 2012. 80 с.
4. Achelis S. B. Technical Analysis from A to Z. Probus; Probus Pub, 1995. 80 p.
5. Воробьев В.И. Теория и практика вейвлет-преобразования: монография. Москва: ВУС, 1999. 364 с.
6. Мэрфи Джон Дж. Технический анализ фьючерсных рынков: теория и практика: монография. Москва: Диаграмма, 2000. 281 с.
7. Добеши И. Десять лекций по вейвлетам: монография. Ижевск: РХД, 2001. 464 с.
8. Малла С. Вэйвлеты в обработке сигналов: монография. Москва: Мир, 2005. 672 с.
9. Смоленцев Н.К. Введение в теорию вейвлетов: монография. Ижевск: РХД, 2010. 292 с.
10. Юэн Ч. Микро-процессорные системы и их применение при обработке сигналов: монография. Москва: Радио и связь, 1986. 296 с.
11. Харкевич А.А. Спектры и анализ: монография. Москва: Физматгиз, 1963. 432 с.
12. Mallat S. A theory for multiresolutional signal decomposition: the wavelet representation. Paris; N7, 1989. 693 p.
13. D.G. Childers. The Cepstrum: A Guide to Processing. Boston; The MIT Press, 1977. 1443 p.

- 14.Отнес Р. Прикладной анализ временных рядов: монография. Москва: Мир, 1982. 428 с.
- 15.Эрлих А. Технический анализ товарных и финансовых рынков: монография. Москва: ИНФРА, 1996. 566 с.
- 16.Калуш Ю. А. Показатель Хёрста и его скрытые свойства: монография. Москва: ИНФРА, 2002. 435 с.
17. Зинченко А.Ю. Аналитическое и численное исследование нелинейной динамики одной финансовой системы. *Вестник Санкт-Петербургского университета*. 2013. № 4. С. 41–53.
- 18.Зинченко А.Ю. Исследование регулярной и хаотической динамики одной финан-совой системы. *Известия высших учебных заведений. При-кладная нелинейная динамика*. 2013. № 2. С. 173–187.
- 19.Bloomfield P. Fourier Analysis of Time Series: An Introduction. Boston; The MIT Press, 2014. 288 p.
- 20.Mandelbrot B. Fractals in Petroleum Geology and Earth Processes. New York; P.R. La Pointe, 1969. 969 p.
- 21.Ширяев А.Н. Вероятность: монография. Москва: Физматлит, 2012. 520 с.
- 22.Фрактальна розмірність. URL: <https://uk.wikipedia.org/wiki/> (дата звернення 10.12.2020).
- 23.Витоки вейвлет-перетворення.
URL: <http://moodle.ipk.kpi.ua/moodle/mod/resource/view.php?id=21619> (дата звернення 10.12.2020).
- 24.Властивості вейвлет-перетворення.
URL: <http://ukrdoc.com.ua/text/35306/index-3.html> (дата звернення 10.12.2020).
- 25.Основи вейвлет-перетворення сигналів.
URL: <http://ukrdoc.com.ua/text/35306/index-2.html> (дата звернення 10.12.2020).

ДОДАТОК А ЛІСТИНГ КОДУ

```

csvretriever.py
1 import pandas as pd
import time
import datetime
import os
6
def get_historical_gdp():
df =
pd.read_csv(r'../data/GDP.csv')
date = df['DATE']
new_date = []
11 for element in date:
new_date.append(datetime.datetime.strptime(element,
'%Y-%m-%d'))
date = new_date
value = df['VALUE']
return date, value
16
def
get_historical_quotes(start_date=datetime.datetime(199
0,
1, 2),
end_date=datetime.datetime(2016, 1,
1),
csv_path='../data/usdgbp1990.csv'):
df = pd.read_csv(csv_path)
21 date = df['DATE'].values
value = df['VALUE'].values
return trim(date, value,
start_date, end_date)
26 # date, x =

get_historical_quotes(start_date=datetime.datetime(1,
2),
end_date=datetime.datetime(2009, 1,
2))
def trim(date, value, start_date,
end_date):
new_date = []
31 for element in date:
new_date.append(datetime.datetime.strptime(element,
'%Y-%m-%d'))
date = new_date
# print(len(value))
start_cut = date.index(start_date)
36 end_cut = date.index(end_date)
date = date[start_cut:end_cut]
value = value[start_cut:end_cut]
return date, value
elliot.py
import numpy as np
import matplotlib.pyplot as plt
import os
import pywt
5 import datetime
elliot_waves = []
wavelets = pywt.families()
10
def showPlot(date, data, file_name):
fig, ax = plt.subplots()
ax.plot(date, data)
fig.savefig(file_name)
15 plt.close(fig)
# def generate_elliot_waves(folder):

```

```

20 common_folder = 'static/results/'
folder_name = 'elliott/'
99
def trend(data):
25 return 0 * np.arange(len(data))
def print_wave(data, file_name):
date = np.arange(len(data))
30 return showPlot(date, data,
file_name)
def print_fft(data, file_name):
A = np.fft.fft(data)
35 frrAbs = np.abs(A)
return print_wave(frrAbs, file_name)
def get_filter(arr):
40 return list([x for x in arr])
def print_wavelet(data, wavelet_name,
filter, file_name):
result = pywt.dwt(data,
wavelet_name)
45 if filter == 'high':
return print_wave(result[0],
file_name)
elif filter == 'low':
return print_wave(result[1],
file_name)
50
def build_elliott_waves(path):
x = [1, 3, 2, 4]
z = [1, 3, 2, 4, 3, 5]
# print('lol1',
os.path.abspath(path))
55 if not
os.path.exists(os.path.abspath(path)):
os.makedirs(os.path.abspath(path))
minus_x = np.subtract(np.max(x), x)
minus_z = np.subtract(np.max(z), z)
60 # print_wave(x, trend, path +
'x.png')
elliott_waves.append('x')
# print_wave(z, trend, path +
'z.png')
elliott_waves.append('z')
65 # print_wave(minus_x, trend, path +
'minus_x.png')
elliott_waves.append('minus_x')
# print_wave(minus_z, trend, path +
'minus_z.png')
elliott_waves.append('minus_z')
70 # print_fft(z, trend, 'fft.png')
# print_wavelet(z, trend, 'coif1',
'high', 'db.png')
#
build_elliott_waves('static/results/elliott/')
75
def generate_elliott_waves(scale=4):
import random
w1 = np.zeros(6)
w2 = np.zeros(4)
80
w1[1] = int(random.randint(3,
scale))
# print(w1[1])
w1[2] = int(random.randint(1, w1[1]
□ 1))
valid = True
85 while valid:
temp = int(random.randint(1,
3)) * int(random.randint(1, scale))
# print(w1[1], w1[2], temp)
if w1[1] >= w1[2] + temp:
continue
90 w1[3] =
int(random.randint(w1[1], w1[2] +
temp))

```

```

if (w1[3] < w1[2]) > w1[1]:
    valid = False
    w1[4] = int(random.randint(w1[1],
    w1[3]))
    w1[5] = w1[4] + w1[1]
    95
    # print(w1)
    100
    w2[0] = w1[5]
    valid = True
    while valid:
        100 try:
            w2[3] =
            int(random.randint(w1[4] + 1, w1[5]
            < 2))
            w2[2] =
            int(random.randint(w2[3] + 1, w1[5]
            < 1))
            w2[1] =
            int(random.randint(w2[3] + 1, w2[2]
            < 1))
            valid = False
        105 except Exception:
            _ = 1
            # print(w1, w2)
            result = list(w1) + list(w2)[1:]
            # print(result)
            110 proliferated_result = [] #
            multiply number of points by
            step_number
            step_number = 20
            for i in range(1, len(result)):
                for j in range(0, step_number):
                    proliferated_result.append(result[i
                    < 1] + (float(j) * (result[i] <
                    result[i < 1])) / step_number)
            115 result = proliferated_result

```

```

# print(result)
result_m =
np.subtract(np.max(result), result)
return result, result_m
120
def
generate_elliott_waves_wrapper(scale=4):
    print("generate_elliott_waves_wrapper")
    value, _ =
    generate_elliott_waves(scale)
    base = datetime.datetime(2001, 1, 1)
    125 date = [base +
    datetime.timedelta(days=x) for x in
    range(0, len(value))]
    # print("work", len(date),
    len(value))
    date = list(date)
    print(date)
    value = np.array(value)
    130 return date, value
    # z = [ 0., 3., 2., 6., 5., 8.]
    # mx = [10, 11, 9]
    # arr = generate_elliott_waves(50)
    135 # for i in range(1,10):
    # arr =
    generate_elliott_waves(50)
    # print_wave(arr[0],
    'ElliotTest/Rising/zx'+str(i)+' .png')
    #
    print_fft(arr[0], 'ElliotTest/Rising/z_fft_' + str(#
    print_wavelet(arr[0], 'coif4', 'low', 'ElliotTest/140 #
    print_wave(arr[1],
    'ElliotTest/Falling/zx'+str(i)+' .png')
    #
    print_fft(arr[1], 'ElliotTest/Falling/z_fft_' + str(#
    print_wavelet(arr[1], 'coif4', 'low', 'ElliotTest/#
    print_wave(z, 'zx.png')

```

```

145
# def generate_elliott_wave
fractal.py
import nolds
import numpy as np
4 rwalk =
np.cumsum(np.random.random(1000))
print("fractal_
{}".format(nolds.dfa(rwalk)))
print("Lup_
{}".format(nolds.lyap_e(rwalk)))
print("Lup_
{}".format(nolds.lyap_r(rwalk)))
print("Hurst_
{}".format(nolds.hurst_rs(rwalk)))
101
prediction.py
1 import numpy as np
from sklearn.linear_model import
LinearRegression
from sklearn.pipeline import Pipeline
from sklearn.preprocessing import
PolynomialFeatures
6
def predictNextValue(indicator,
degree=2):
indexes = np.arange(len(indicator))
model = Pipeline([('poly',
PolynomialFeatures(degree)),
('linear',
LinearRegression(fit_intercept=False))])
11
model = model.fit(indexes[:,
np.newaxis], indicator)
return model.predict(len(indicator))
preprocessing.py

```

```

import os
2 import urllib.error
import urllib.parse
import urllib.request
from datetime import datetime
7 import numpy as np
def generatePath(stock, frequency):
return
os.path.dirname(os.path.abspath(__file__))
+ "/cache/" + stock + frequency +
".csv"
12
def checkExistingCache(path):
return os.path.exists(path)
17
def loadStock(stock, frequency,
withCache=True):
path = generatePath(stock,
frequency)
if checkExistingCache(path) and
withCache:
return loadFormCache(path)
22 else:
return fetchStockData(stock,
frequency, withCache)
def saveStockDataCache(path, stockFile):
27 file = open(path, "w")
file.writelines(stockFile)
file.close()
32 def fetchStockData(stock, frequency,
withCache):
stockFile = []
try:
print('Currently_ Pulling',
stock)
urlToVisit =
'https://www.alphavantage.co/query?function='

```



```

+ frequency + '&' \
37 + 'symbol=' +
stock + '&' \
+
'outputsize=full' + '&' \
+
'apikey=EAMPC2LUJ6VV0KEN' + '&' \
+ 'datatype=csv'
print('URL', urlToVisit)
42 try:
sourceCode =
urllib.request.urlopen(urlToVisit).read().decode()
splitSource =
sourceCode.split('\n')
# remove
header=https://www.alphavantage.co/query?function=47
del splitSource[0]
del splitSource[0]
for eachLine in splitSource:
102
splitLine =
eachLine.split(',')
52 if len(splitLine) == 6:
if
float(splitLine[1]) != 0:
stockFile.append(eachLine)
except Exception as e:
print(str(e), 'failed to
organize pulled data.')
57 except Exception as e:
print(str(e), 'failed to pull
pricing data')
if len(stock) > 0 and withCache:
saveStockDataCache(generatePath(stock,
type), stockFile)
62

```

```

return stockFile
def loadFormCache(path):
67 file = open(path, 'r')
lines = file.readlines()
file.close()
return lines
72
# start direction = 1
# end direction = 1
def findValidDateIndex(startDate,
dateRange, direction):
77 result = 1
while result < 0:
try:
result =
dateRange.index(startDate)
except ValueError:
82 startDate =
startDate.replace(day=(startDate.day
+ direction))
result = 1
return result
87
def trim(dates, prices, start_date,
end_date):
start_cut =
findValidDateIndex(start_date,
dates, 1)
end_cut =
findValidDateIndex(end_date, dates,
1)
92 updated_values = []
dates = dates[start_cut:end_cut]
for value in prices:
updated_values.append(value[start_cut:end_cut])
97 return (dates, *updated_values)
def prepareData(stock, frequency,

```

```

startDate, endDate):
stockFile = loadStock(stock,
frequency)
102 stockFile.reverse() # depends on
API
types = {
'names': ('timestamp', 'open',
'high', 'low', 'close', 'volume'),
'formats': ('S10', 'f', 'f',
'f', 'f', 'i')
}
107 timestamp, open, high, low, close,
volume = \
np.loadtxt(stockFile,
delimiter=',', unpack=True,
dtype=types)
timestamp =
[datetime.strptime(str(x.decode('ascii')),
'%Y-%m-%d') for x in timestamp]
trimmedData = trim(timestamp,
[close, high, low, open, volume],
startDate, endDate)
112
columns = ['date', 'open', 'high',
'low', 'close', 'volume']
return dict(zip(columns,
trimmedData))
103
research.py
from datetime import datetime
import pandas as pd
import json
5
from flask import jsonify
from
core.parts.preprocessing.csv_retriever
import get_historical_quotes

```

```

from
core.parts.preprocessing.preprocessing
import prepareData
10 from core.parts.preprocessing.test import
get_wavelet
from core.parts.preprocessing.wavelet
import compute_dwt
from server_side.utils import
DateTimeEncoder
from wavelet_research.waveletMaker
import *
15
class Image:
def __init__(self, name, img):
self.name = name
self.img = img
20
def simple_wavelet_research():
data = prepareData('eurusd=x',
"TIME_SERIES_DAILY", datetime(2006,
8, 2), datetime(2007, 8, 2))
25 # fig, ax = plt.subplots()
# ax.plot(data["date"],
data["open"])
# ax.set(title="raw data")
# ax.grid()
# figfile = BytesIO()
30 # fig.savefig(figfile, format='png')
# figfile.seek(0)
transforms =
countWaveletTransform(data["date"],
data["open"])
dataFrame = pd.DataFrame(data)
35
hurstIndex =
prepareHurstIndex(data["date"],
data["open"]) # hurst index of

```

```

close
dataFrame["hurst"] =
pd.Series(hurstIndex["value"],
index=dataFrame.index)
transforms =
countWaveletTransform(data["date"],
data["open"])
40 flattenTransforms =
flatWaveletTransform(transforms)
#
dataFrame.append(pd.DataFrame(flattenTransforms))
tsDf = pd.concat([dataFrame,
pd.DataFrame(flattenTransforms)],
axis=1)
45 waveletDetails =
collectPlots(transforms)
result = {"timeSeries":
json.loads(tsDf.to_json(orient="records",
date_format="iso")),
"waveletDetails":
waveletDetails}
jsonify(json.dumps(result))
50
def macd_research():
date, x, _, _, _, _ =
prepareData('eurusd=x',
"TIME_SERIES_DAILY", datetime(2006,
8, 2), datetime(2007, 8, 2))
55 prefix = "no_elliott"
print(type(date))
x = exp_moving_average(x, 5)
tx = macd(x, 12, 26)
ax = list()
104
60 at = list()
spl_t_x, spl_t_date =
split_timeline(tx, date)

```

```

ax += list(spl_t_x)
at += list(spl_t_date)
wx = list()
65 wt = list()
wt += list(spl_t_date)
wavelet_sum = []
for t in spl_t_x:
70 temp = get_wavelet(t, 'haar')
wavelet_sum.append(temp)
wx += list(wavelet_sum)
fx = list()
75 ft = list()
ft += list(spl_t_date)
fft_sum = []
for t in spl_t_x:
80 temp = np.fft.fft(t)
fft_sum.append(temp)
fx += list(fft_sum)
showPlot(date, x, prefix +
'_w_x.png')
# macd
85 print('macd')
showPlotMixSeparate(ax, at, prefix
+ '_w_macd.png')
# wavelet
print('wt')
showPlotMixSeparate(wx, wt, prefix
+ '_w_wt.png')
90
print('fft')
showPlotMixSeparate(fx, ft, prefix
+ '_perfect_w_fft.png')
mainLoop("x", "2y", date, x)
95
def hurst_research():
date, x =
get_historical_quotes(start_date=datetime(2003,

```

```

9, 2),
end_date=datetime(2004, 6, 2))
100
x = exp_moving_average(x, 5)
tx = hurst(x)
ax = list()
at = list()
105
spl_t_x, spl_t_date =
split_timeline(tx, date,
division_line=0.5)
ax += list(spl_t_x)
at += list(spl_t_date)
110
wx = list()
wt = list()
wt += list(spl_t_date)
115 wavelet_sum = []
for t in spl_t_x:
temp = get_wavelet(t, 'dmey')
wavelet_sum.append(temp)
wx += list(wavelet_sum)
120
fx = list()
ft = list()
ft += list(spl_t_date)
125 fft_sum = []
for t in spl_t_x:
temp = np.fft.fft(t)
fft_sum.append(temp)
fx += list(fft_sum)
130
showPlot(date, x, 'w_x.png')
# macd
print('hurst', at)
135 showPlotMixSeparate(ax, at,
'w_hurst.png')

```

```

# wavelet
print('wt')
showPlotMixSeparate(wx, wt,
'w_hurst_wt.png')
140
105
print('fft')
showPlotMixSeparate(fx, ft,
'w_hurst_fft.png')
145 def wavelet_research(date, x,
type='macd', wavelet='db1'):
tx = []
x = exp_moving_average(x, 5)
if type == 'hurst':
150 tx = hurst(x)
elif type == 'macd':
tx = macd(x, 12, 26)
ax = list()
155 at = list()
if type == 'hurst':
division_line = 0
else:
160 division_line = .5
spl_t_x, spl_t_date =
split_timeline(tx, date,
division_line=division_line)
ax += list(spl_t_x)
at += list(spl_t_date)
165
wx = list()
wt = list()
wt += list(spl_t_date)
170 wavelet_sum = []
for t in spl_t_x:
temp = compute_dwt(t, wavelet)
wavelet_sum.append(temp)
wx += list(wavelet_sum)

```

```

175
# fx = list()
# ft = list()
# ft += list(splt_date)
#
180 # fft_sum = []
# for t in spl_t_x:
# temp = np.fft.fft(t)
# fft_sum.append(temp)
# fx += list(fft_sum)
185
showPlot(date, x, 'w_x.png')
# showPlotMixSeparate(ax, at,
#w_hurst.png')
# showPlotMixSeparate(wx, wt,
#w_hurst_wt.png')
190 # showPlotMixSeparate(fx, ft,
#w_hurst_fft.png')
return ax, at, wx, wt
# hurst_research()
195 # macd_research()
simple_wavelet_research()
routes.py
import json
from datetime import datetime
3
from flask import Flask, jsonify
from flask import render_template
from flask import request
from flask_cors import CORS,
cross_origin
8
from core.parts.analysis.analyser
import analyse
from
core.parts.preprocessing.csv_retriever
import get_historical_quotes

```

```

from core.parts.processing.elliott
import elliot_waves
from core.parts.processing.wavelet
import calculate_cwt
13 from core.parts.wavelets.wavelets
import __all__
from server_side.utils import
format_date, DateTimeEncoder
from wavelet_research.waveletMaker
import *
106
app = Flask(__name__)
18 CORS(app)
app.config['CORS_HEADERS'] =
'Content-Type'
elliott_folder_name = 'elliott/'
23
class Image:
def __init__(self, name, img):
self.name = name
self.img = img
28
@app.route('/')
def hello_page(name=None):
wavelet_list_retrieved = ["All"] +
__all__
33 #
print(os.path.dirname(os.path.realpath(__file__)))
# print(wavelet_list_retrieved)
return render_template('index.html')
# return
render_template('plot_page.html',
name=name,
wavelet_list=wavelet_list_retrieved)
38
# @app.route('/analyser')
# def analyser_page(name=None):

```

```

# wavelet_list_retrieved = ["All"]
+ __all__
# return
render_template('plot_page.html',
name=name,
wavelet_list=wavelet_list_retrieved)
43
@app.route('/elliott')
def elliott_page(name=None):
return
render_template('elliott.html',
48
elliott_list=[Image(name,
common_folder + elliott_folder_name
+ name + '.jpg') for name in
elliott_waves])
@app.route('/wavelets',
methods=['POST'])
53 def show_wavelets():
# print(request.form)
wavelet_name =
request.form["wavelet_name"]
stock = request.form["ticker"] +
"x"
wrange = request.form["period"] #
58 moving_avg_width =
request.form["ma_param"]
moving_avg_width =
int(moving_avg_width)
folder_name = stock + '_' + wrange
wavelet_image_name = []
63 print("1 _ _ " + wavelet_name)
# date, x, _, _, _ =
prepareData(stock, wrange)
# 2003 9 2 - 2004 6 2
date, x =
get_historical_quotes(start_date=datetime(1999,

```

```

2, 2),
68
end_date=datetime(2003, 2, 2))
for i in range(moving_avg_width -
1, len(x)):
for j in range(i -
moving_avg_width + 1, i):
x[i] += x[j]
x[i] /= moving_avg_width
73
plot_name = common_folder +
folder_name + '/' + input_plot_name
+ '.png'
wavelet_image_name.append(Image('input_plot',
plot_name))
showPlot(date, x, plot_name)
107
78 macd_plot = common_folder +
folder_name + '/' + macd_name +
'.png'
ma1 = 10
ma2 = 50
wavelet_image_name.append(Image('macd_plot: _
%d _ %d' % (ma1, ma2), macd_plot))
calculateMACD(date, x, ma1, ma2,
macd_plot)
83
if wavelet_name != 'All':
print("1 _ _ " + wavelet_name)
folder_name = stock + '_' +
wrange
time_scale = int(wrange[:1])
88
calculate_cwt(math.ceil(time_scale
/ 4.), date, x, folder_name,
wavelet_name)

```

```

wavelet_image_name.append(
Image(wavelet_name,
common_folder + folder_name + '/' +
wavelet_name + '.png'))
else:
mainLoop(stock, wrange, date, x)
93 for name in __all__:
wavelet_image_name.append(Image(name,
common_folder + folder_name + '/' +
name + '.png'))
print(123321)
# hurst_plot = common_folder +
folder_name + '/' + hurst_plot_name
+ '.png'
98 #
wavelet_image_name.append(Image('hurst_plot',
hurst_plot))
# calculateHurst(date, x,
hurst_plot)
# lyapunov_plot = common_folder +
folder_name + '/' +
lyapunov_plot_name + '.png'
#
wavelet_image_name.append(Image('lyapunov_plot',
lyapunov_plot))
103 # calculateLyapunov(date, x,
lyapunov_plot)
wavelet_list_retrieved = ['All'] +
__all__
return
render_template('plot_page.html',
wavelet_list=wavelet_list_retrieved,
108
wavelet_image_names=wavelet_image_name)
@app.route('/sendRequest',
methods=['POST'])
def requestResponse():
113 print(request.form)
response = json.dumps(request.form)
print(response)
return response
118
@app.route('/analyse', methods=['POST'])
@cross_origin()
def analysis():
parsed_json =
json.loads(request.data.decode("utf-8"))
123
startDate =
format_date(parsed_json["startDate"])
endDate =
format_date(parsed_json["endDate"])
result =
analyse(parsed_json["currency"],
parsed_json["frequency"],
startDate, endDate)
128
return jsonify(result)
if __name__ == '__main__':
133 app.run(debug=True)
108
transform.py
from __future__ import division
2
import numpy as np
import scipy
import scipy.signal
import scipy.optimize
7 import scipy.special
from .wavelets import Morlet
__all__ = ['cwt', 'WaveletAnalysis',
'WaveletTransform']
12
def cwt(data, wavelet=None,

```

widths=None, dt=1, frequency=False,
axis=-1):

"""Continuous wavelet transform
using the fourier transform
convolution as used in Terrence and
Compo.

17

(as opposed to the direct
convolution method used by
scipy.signal.cwt)

*This method is over 10x faster
than the scipy default.*

22

Performs a continuous wavelet
transform on 'data',
using the 'wavelet' function. A CWT
performs a convolution
with 'data' using the 'wavelet'
function, which is characterized
by a width parameter and length
parameter.

27

Parameters

data : (N,) ndarray

data on which to perform the
transform.

32

wavelet : function

Wavelet function in either time
or frequency space, which
should take 2 arguments. If the
wavelet is frequency based,
frequency must be set to True.

37

The first parameter is time or
frequency.

The second is a width

parameter, defining the size of the
wavelet

(e.g. standard deviation of a
gaussian).

42

The wavelet function, Y, should
be such that

$\int_{-\infty}^{\infty} |Y|^2 = 1$

It is then multiplied here by a
normalisation factor,

47 which gives it unit energy.

In the time domain, the
normalisation factor is

(s / dt)

52

In the frequency domain, the
normalisation factor is

$(2 * \pi * dt / s) ^ (1/2),$

57 widths : (M,) sequence

Widths to use for transform.

dt: float

sample spacing. defaults to 1
(data sample units).

62

frequency: boolean. Whether the
wavelet function is one of
time or frequency.

Default, False, is for a time
representation of the
wavelet function.

109

67 axis: int, the axis in the data
over which to perform the 1D
transform (default 0)

Returns

72 cwt: (M, N) ndarray

Will have shape of (len(data),


```

len(widths)).
"""
if widths is None:
77 raise UserWarning('Have _ to _
specify _ some _ widths _ (scales)')
if not wavelet:
raise UserWarning('Have _ to _
specify _ a _ wavelet _ function')
82 if frequency:
return cwt_freq(data, wavelet,
widths, dt, axis)
elif not frequency:
return cwt_time(data, wavelet,
widths, dt, axis)
87
def cwt_time(data, wavelet, widths, dt,
axis):
# wavelets can be complex so output
is complex
output = np.zeros((len(widths),) +
data.shape, dtype=np.complex)
92 # compute in time
slices = [None for _ in data.shape]
slices[axis] = slice(None)
for ind, width in enumerate(widths):
# number of points needed to
capture wavelet
97 M = 10 * width / dt
# times to use, centred at zero
t = np.arange((-M + 1) / 2., (M
+ 1) / 2.) * dt
# sample wavelet and normalise
norm = (dt / width) ** .5
102 wavelet_data = norm *
wavelet(t, width)
output[ind, :] =

```

```

scipy.signal.fftconvolve(data,
wavelet_data[slices],
mode='same')
return output
107
def cwt_freq(data, wavelet, widths, dt,
axis):
# compute in frequency
# next highest power of two for
padding
112 N = data.shape[axis]
pN = int(2 ** np.ceil(np.log2(N)))
# N.B. padding in fft adds zeros to
the *end* of the array,
# not equally either end.
fft_data = scipy.fft(data, n=pN,
axis=axis)
117 # frequencies
w_k = np.fft.fftfreq(pN, d=dt) * 2
* np.pi
# sample wavelet and normalise
norm = (2 * np.pi * widths / dt) **
.5
122 wavelet_data = norm[:, None] *
wavelet(w_k, widths[:, None])
# Convert negative axis. Add one to
account for
# inclusion of widths axis above.
axis = (axis % data.ndim) + 1
127
# perform the convolution in
frequency space
slices = [slice(None)] + [None for
_ in data.shape]
slices[axis] = slice(None)
132 out = scipy.ifft(fft_data[None] *
wavelet_data.conj())[slices],

```

```

n=pN, axis=axis)
110
# remove zero padding
slices = [slice(None) for _ in
out.shape]
137 slices[axis] = slice(None, N)
if data.ndim == 1:
return out[slices].squeeze()
else:
142 return out[slices]
class WaveletTransform(object):
"""
147 Sx,y are references to section x.y
in Torrence and Compo,
A Practical Guide to Wavelet
Analysis (BAMS, 1998)
### Wavelet function requirements
(S3.b) ###
152
To be admissible as a wavelet, a
function must:
□ have zero mean
□ be localised in both time and
frequency space
157
These functions are a function of a
dimensionless time
parameter.
### Function selection
considerations (S3.e) ###
162
#### Complex / Real
A *complex* wavelet function will
return information about both
amplitude and phase and is better
adapted for capturing
167 *osillatory behaviour*.

```

A *real* wavelet function returns only a single component and can be used to isolate *peaks or discontinuities*.

172 ### Width

Define the width of a wavelet as the e^{-1} folding time of the wavelet amplitude.

177 The resolution of the wavelet function is determined by the balance between the width in real and fourier space.

A narrow function in time will have good time resolution but poor frequency resolution and vice versa.

182

Shape

The wavelet function should represent the type of features present in the time series.

187

For time series with sharp jumps or steps, choose a boxcar-like function such as Harr; while for smoothly varying time series, choose something like a damped cosine.

192 The choice of wavelet function is not critical if one is only qualitatively interested in the wavelet power spectrum.

Equivalent Fourier period (S3.h)

197 The peak wavelet response does not necessarily occur at $1/s$.

If we wish to compare wavelet

spectra at different scales with
each other and with fourier modes,
we need a common set of

111

units.

202

The equivalent fourier period is
defined as where the wavelet
power spectrum reaches its maximum
and can be found analytically.

"""

```
def __init__(self, data=None,
time=None, dt=1,
207 dj=0.125,
wavelet=Morlet(), unbiased=False,
mask_coi=False,
frequency=False, axis=None):
```

"""Arguments:

data ☐ 1 dimensional input
signal
time ☐ corresponding times
for the input signal
212 not essential, but
the coi will be calculated
for time starting at
zero.

dt ☐ sample spacing

dj ☐ scale resolution

wavelet ☐ wavelet class to
use, must have an attribute

217 'time', giving a

wavelet function that takes (t, s)

as arguments and,

if frequency is True, an

attribute

'frequency', giving a wavelet

function

that takes (w, s)

as arguments.

unbias ☐ boolean, whether

to unbiased the power spectrum, as

222 in Liu et al. 2007

(default False)

frequency ☐ boolean,

compute the cwt in frequency space?

(default False)

mask_coi ☐ disregard

wavelet power outside the cone of

influence when

computing global wavelet spectrum

227 (default False)

axis ☐ axis of the input

data to transform over (default ☐ 1)

"""

```
self.data = data
```

```
if time is None:
```

```
232 time =
```

```
np.indices((data.shape[axis],)).squeeze()
```

```
* dt
```

```
self.time = time
```

```
self.anomaly_data = self.data ☐
```

```
self.data.mean(axis=axis,
```

```
keepdims=True)
```

```
self.N = data.shape[axis]
```

```
237 self.data_variance =
```

```
self.data.var(axis=axis,
```

```
keepdims=True)
```

```
self.dt = dt
```

```
self.dj = dj
```

```
self.wavelet = wavelet
```

```
# which continuous wavelet
```

```
transform to use
```

```
242 self.cwt = cwt
```

```
self.frequency = frequency
```

```

self.unbias = unbias
self.mask_coi = mask_coi
self.axis = axis
247
@property
def fourier_period(self):
    """Return a function that
    calculates the equivalent fourier
    period as a function of scale.
    252 """
    return getattr(self.wavelet,
    'fourier_period')
@property
def fourier_periods(self):
    257 """Return the equivalent
    fourier periods for the scales
    used."""
    return
    self.fourier_period(self.scales)
@property
def s0(self):
    112
    262 if not hasattr(self, '_s0'):
        return self.find_s0()
    else:
        return self._s0
    267 @s0.setter
    def s0(self, value):
        setattr(self, '_s0', value)
    def find_s0(self):
    272 """Find the smallest resolvable
    scale by finding where the
    equivalent fourier period is
    equal to 2 * dt. For a Morlet
    wavelet, this is roughly 1.
    """
    dt = self.dt

```

```

277
def f(s):
    return
    self.fourier_period(s) * 2 * dt
    return scipy.optimize.fsolve(f,
    1)[0]
282 @property
def scales(self):
    if not hasattr(self, '_scales'):
        return
        self.compute_optimal_scales()
    else:
    287 return self._scales
    @scales.setter
    def scales(self, value):
        setattr(self, '_scales', value)
    292
    def compute_optimal_scales(self):
        """Form a set of scales to use
        in the wavelet transform.
        For non-orthogonal wavelet
        analysis, one can use an
        297 arbitrary set of scales.
        It is convenient to write the
        scales as fractional powers of
        two:
        302  $s_j = s_0 * 2^{(j * dj)}$ ,
         $j = 0, 1, \dots, J$ 
         $J = (1 / dj) * \log_2(N * dt$ 
         $/ s_0)$ 
        s0 - smallest resolvable scale
        307 J - largest scale
        choose s0 so that the
        equivalent Fourier period is 2 * dt.
        The choice of dj depends on the
        width in spectral space of
        312 the wavelet function. For the

```

morlet, $dj=0.5$ is the largest
that still adequately samples
scale. Smaller dj gives finer
scale resolution.

"""

```
dt = self.dt
317 # resolution
dj = self.dj
# smallest resolvable scale,
chosen so that the equivalent
# fourier period is
approximately 2dt
s0 = self.s0
322
# Largest scale
J = int((1 / dj) *
np.log2(self.N * dt / s0))
sj = s0 * 2 ** (dj *
np.arange(0, J + 1))
327 return sj
# TODO: use np.frompyfunc on this
# TODO: can we just replace it with
fftfreqs?
```

```
def w_k(self, k=None):
332 """Angular frequency as a
function of fourier index.
```

If no k , returns an array of
all the angular frequencies

113

calculated using the length of
the data.

337 See eq5 of TC.

"""

```
dt = self.dt
N = self.N
a = 2 * np.pi / (N * dt)
342 if k is None:
```

```
k = np.arange(N)
w_k = np.arange(N) * a
w_k[np.where(k > N // 2)]
*= 1
```

elif type(k) is np.ndarray:

```
347 w_k = a * k
w_k[np.where(k > N // 2)]
*= 1
```

else:

```
w_k = a * k
```

if $k \leq N // 2$:

352 pass

elif $k > N // 2$:

```
w_k *= 1
```

return w_k

357 @property

def wavelet_transform(self):

"""Calculate the wavelet
transform."""

```
widths = self.scales
```

362 if self.frequency:

```
wavelet =
```

```
self.wavelet.frequency
```

else:

```
wavelet = self.wavelet.time
```

367 return

```
self.cwt(self.anomaly_data,
```

```
wavelet=wavelet,
```

```
widths=widths,
```

```
dt=self.dt,
```

```
frequency=self.frequency,
```

```
372 axis=self.axis)
```

@property

def wavelet_power(self):

"""Calculate the wavelet power
spectrum, optionally using
377 the bias correction factor

introduced by Liu et al. 2007,
which is to divide by the scale.

"""

if self.unbias:

return

(np.abs(self.wavelet_transform).T

** 2 / self.scales).T

382 elif not self.unbias:

return

np.abs(self.wavelet_transform) ** 2

def reconstruction(self,

scales=None):

"""Reconstruct the original

signal from the wavelet

387 transform. See S3.i.

For non-orthogonal wavelet

functions, it is possible to

reconstruct the original time

series using an arbitrary

wavelet function. The simplest

is to use a delta function.

392

The reconstructed time series

is found as the sum of the

real part of the wavelet

transform over all scales,

$x_n = (dj * dt^{(1/2)}) / (C_d *$

$Y_0(0)) \setminus$

397 * $\sum_{j=0}^J \{$

$\text{Re}(W_n(s_j)) / s_j^{(1/2)} \}$

where the factor C_d comes from

the reconstruction of a delta

function from its wavelet

transform using the wavelet

function Y_0 . This C_d is a

constant for each wavelet

402 function.

"""

dj = self.dj

114

dt = self.dt

$C_d = \text{self}.C_d$

407 $Y_00 = \text{self}.wavelet.time(0)$

if scales is not None:

old_scales = self.scales

self.scales = scales

412 $s = \text{self}.scales$

$W_n = \text{self}.wavelet_transform$

if scales is not None:

self.scales = old_scales

417

use the transpose to allow

broadcasting

$\text{real_sum} = \text{np.sum}(W_n.\text{real}.T /$

$s ** .5, \text{axis}=-1).T$

$x_n = \text{real_sum} * (dj * dt ** .5$

$/ (C_d * Y_00))$

422 # add the mean back on (x_n is

anomaly time series)

$x_n +=$

$\text{self}.data.\text{mean}(\text{axis}=\text{self}.axis,$

$\text{keepdims}=\text{True})$

return x_n

427 @property

def global_wavelet_spectrum(self):

if not self.mask_coi:

mean_power =

$\text{np.mean}(\text{self}.wavelet_power, \text{axis}=1)$

elif self.mask_coi:

432 mean_power =

$\text{self}.coi_mean(\text{self}.wavelet_power,$

$\text{axis}=1)$

var = $\text{self}.data_variance$

return mean_power / var

```

def coi_mean(self, arr, axis=1):
437 """Calculate a mean, but only
over times within the cone of
influence.
Implement so can replace
np.mean(wavelet_power, axis=1)
"""
442 # TODO: consider applying
upstream, inside wavelet_power
coi = self.wavelet.coi
s = self.scales
t = self.time
T, S = np.meshgrid(t, s)
447 inside_coi = (coi(S) < T) & (T
< (T.max() + coi(S)))
mask_power =
np.ma.masked_where(~inside_coi,
self.wavelet_power)
mask_mean = np.mean(mask_power,
axis=axis)
return mask_mean
452 @property
def C_d(self):
"""Constant used in
reconstruction of data from delta
wavelet function. See
self.reconstruction and S3.i.
457 To derive C_d for a new wavelet
function, first assume a
time series with a delta
function at time n=0, given by x_n
= d_n0. This time series has a
Fourier transform x_k = 1 /
N, constant over k.
462 Substituting x_k into eq4 at
n=0 (the peak of the delta
function), the wavelet

```

```

transform becomes
W_d(s) = (1 / N)
Sum[k=0][N-1] { Y*(s, w_k) }
467 The reconstruction then gives
C_d = (dj * dt^(1/2)) /
Y_0(0) \
* Sum_(j=0)^J {
Re(W_d(s_j)) / s_j^(1/2) }
115
472 C_d is scale independent and a
constant for each wavelet
function.
"""
if hasattr(self.wavelet, 'C_d'):
return self.wavelet.C_d
477 else:
return self.compute_Cdelta()
def compute_Cdelta(self):
"""Compute the parameter
C_delta (see self.C_d), used in
482 reconstruction. See section 3.i
of TC98.
FIXME: this doesn't work. TC98
gives 0.776 for the morlet
wavelet with dj=0.125.
"""
487 dj = self.dj
dt = self.dt
s = self.scales
W_d =
self.wavelet_transform_delta
492 # value of the wavelet function
at t=0
Y_00 = self.wavelet.time(0)
real_sum = np.sum(W_d.real / s
** .5)
C_d = real_sum * (dj * dt ** .5)

```

```

/ Y_00)
497 return C_d
@property
def wavelet_transform_delta(self):
    """Calculate the delta wavelet
    transform.
    502
    Returns an array of the
    transform computed over the scales.
    """
    Y_0 = self.wavelet.frequency #
    wavelet as f(w_k, s)
    507 WK, S = np.meshgrid(self.w_k(),
    self.scales)
    # compute Y_ over all s, w_k
    and sum over k
    norm = (2 * np.pi * S /
    self.dt) ** .5 # normalisation
    factor with dt=1
    W_d = (1 / self.N) *
    np.sum(norm * Y_0(WK, S), axis=1)
    512
    # N.B This W_d is 1D (defined
    only at n=0)
    return W_d
@property
517 def wavelet_variance(self):
    """Equivalent of Parseval's
    theorem for wavelets, S3.i.
    The wavelet transform conserves
    total energy, i.e. variance.
    522 Returns the variance of the
    input data.
    """
    # TODO: mask coi for
    calculation of wavelet_variance
    # is this possible? how does it

```

```

change the factors?
dj = self.dj
527 dt = self.dt
C_d = self.C_d
N = self.N
s = np.expand_dims(self.scales,
1)
532 A = dj * dt / (C_d * N)
var = A *
np.sum(np.abs(self.wavelet_transform)
** 2 / s)
return var
537
@property
def coi(self):
    116
    """The Cone of Influence is the
    region near the edges of the
    input signal in which edge
    effects may be important.
    542
    Return a tuple (T, S) that
    describes the edge of the cone
    of influence as a single line
    in (time, scale).
    """
    Tmin = self.time.min()
    547 Tmax = self.time.max()
    Tmid = Tmin + (Tmax - Tmin) / 2
    s =
    np.logspace(np.log10(self.scales.min()),
    np.log10(self.scales.max()),
    100)
    552 c1 = Tmin + self.wavelet.coi(s)
    c2 = Tmax - self.wavelet.coi(s)
    C = np.hstack((c1[np.where(c1 <
    Tmid)], c2[np.where(c2 > Tmid)]))

```



```

S = np.hstack((s[np.where(c1 <
Tmid)], s[np.where(c2 > Tmid)]))
557
# sort w.r.t time
iC = C.argsort()
sC = C[iC]
sS = S[iC]
562
return sC, sS
def plot_power(self, ax=None,
coi=True):
"""Create a basic wavelet power
plot with time on the
567 x-axis, scale on the y-axis,
and a cone of influence
overlaid.
Requires matplotlib.
"""
572 import matplotlib.pyplot as plt
if not ax:
fig, ax = plt.subplots()
577 Time, Scale =
np.meshgrid(self.time, self.scales)
ax.contourf(Time, Scale,
self.wavelet_power, 100)
ax.set_yscale('log')
ax.grid(True)
582
if coi:
coi_time, coi_scale =
self.coi
ax.fill_between(x=coi_time,
y1=coi_scale,
587
y2=self.scales.max(),
color='gray',
alpha=0.3)

```

```

ax.set_xlim(self.time.min(),
self.time.max())
592
return ax
WaveletAnalysis = WaveletTransform
597
# TODO: derive C_d for given wavelet
wavelets.py
from __future__ import division
2
import numpy as np
import scipy
import scipy.signal
import scipy.optimize
7 import scipy.special
from scipy.misc import factorial
# __all__ = ['Morlet', 'Paul', 'DOG',
'Ricker']
117
__all__ = ['DOG', 'Morlet', 'Paul',
'Ricker', 'Ricker']
12
class Morlet(object):
def __init__(self, w0=6):
"""w0 is the nondimensional
frequency constant. If this is
set too low then the wavelet
does not sample very well: a
17 value over 5 should be ok,
Terrence and Compo set it to 6.
"""
self.w0 = w0
if w0 == 6:
# value of C_d from TC98
22 self.C_d = 0.776
def __call__(self, *args, **kwargs):
return self.time(*args,

```

```

**kwargs)
27 def time(self, t, s=1.0,
complete=True):
"""
Complex Morlet wavelet, centred
at zero.
Parameters
t : float
Time. If s is not
specified, this can be used as the
non-dimensional time t/s.
s : float
37 Scaling factor. Default is
1.
complete : bool
Whether to use the complete
or the standard version.
Returns
complex: value of the morlet
wavelet at the given time
See Also
47 scipy.signal.gausspulse
Notes
The standard version::
52
pi**0.25 * exp(1j*w*x) *
exp(0.5*(x**2))
This commonly used wavelet is
often referred to simply as the
Morlet wavelet. Note that this
simplified version can cause
57 admissibility problems at low
values of w.
The complete version::
pi**0.25 * (exp(1j*w*x) *
exp(0.5*(w**2))) * exp(0.5*(x**2))
62

```

The complete version of the Morlet wavelet, with a correction term to improve admissibility. For w greater than 5, the correction term is negligible.

67 Note that the energy of the return wavelet is not normalised according to s .

The fundamental frequency of this wavelet in Hz is given by $f = 2\pi s w r / M$ where r is the sampling rate.

```

72
"""
w = self.w0
x = t / s
77
output = np.exp(1j * w * x)
if complete:
output *= np.exp(0.5 * (w
** 2))
82
118
output *= np.exp(0.5 * (x **
2)) * np.pi ** (0.25)
return output
87 # Fourier wavelengths
def fourier_period(self, s):
"""Equivalent fourier period of
morlet"""
return 4 * np.pi * s / (self.w0
+ (2 + self.w0 ** 2) ** .5)
92 # Frequency representation
def frequency(self, w, s=1.0):
"""Frequency representation of
morlet.
s = scale

```

```

97 w = angular frequency
"""
x = w * s
# heaviside mock
Hw = np.array(w)
102 Hw[w <= 0] = 0
Hw[w > 0] = 1
return np.pi ** 0.25 * Hw *
np.exp((1 - x * self.w0) ** 2) / 2)
def coi(self, s):
107 """The e folding time for the
autocorrelation of wavelet
power at each scale, i.e. the
timescale over which an edge
effect decays by a factor of
1/e^2.
This can be worked out
analytically by solving
112
 $|Y_0(T)|^2 / |Y_0(0)|^2 = 1$ 
/ e^2
"""
return 2 ** .5 * s
117
class Paul(object):
def __init__(self, m=4):
"""Initialise a Paul wavelet
function of order m.
"""
122 self.m = m
def __call__(self, *args, **kwargs):
return self.time(*args,
**kwargs)
127 def time(self, t, s=1.0):
"""
Complex Paul wavelet, centred
at zero.

```

Parameters

t : float

Time. If s is not specified, i.e. set to 1, this can be used as the non-dimensional time t/s.

s : float

137 Scaling factor. Default is 1.

Returns

complex: value of the paul wavelet at the given time

142

The Paul wavelet is defined (in time) as::

$$\frac{(2^m m! i^m m!) \pi (2^m m!) \backslash}{(1 - i^m t / s)^{m+1}}$$

147

"""

m = self.m

x = t / s

$$\frac{(2^m m! 1j^m m! \text{factorial}(m)) \backslash}{(\pi \pi \text{factorial}(2^m m))^{.5}}$$

119

$$\text{functional_form} = (1 - 1j^m x)^{m+1}$$

output = const * functional_form

157

return output

Fourier wavelengths

def fourier_period(self, s):

162 """Equivalent fourier period of

```

Paul"""
return 4 * np.pi * s / (2 *
self.m + 1)
# Frequency representation
def frequency(self, w, s=1.0):
167 """Frequency representation of
Paul.
Parameters
w : float
172 Angular frequency. If s is
not specified, i.e. set to 1,
this can be used as the
non-dimensional angular
frequency w * s.
s : float
Scaling factor. Default is
1.
177
Returns
complex: value of the paul
wavelet at the given time
182 """
m = self.m
x = w * s
# heaviside mock
Hw = 0.5 * (np.sign(x) + 1)
187
# prefactor
const = 2 ** m / (m *
factorial(2 * m - 1)) ** .5
functional_form = Hw * (x) ** m
* np.exp(-x)
192
output = const * functional_form
return output
197 def coi(self, s):
"""The e folding time for the

```

```

autocorrelation of wavelet
power at each scale, i.e. the
timescale over which an edge
effect decays by a factor of
1/e^2.
202 This can be worked out
analytically by solving
|Y_0(T)|^2 / |Y_0(0)|^2 = 1
/ e^2
"""
return s / 2 ** .5
207
class DOG(object):
def __init__(self, m=1):
"""Initialise a Derivative of
Gaussian wavelet of order m."""
212 if m == 2:
# value of C_d from TC98
self.C_d = 3.541
elif m == 6:
self.C_d = 1.966
217 else:
pass
self.m = m
def __call__(self, *args, **kwargs):
222 return self.time(*args,
**kwargs)
def time(self, t, s=1.0):
"""
Return a DOG wavelet,
227
When m = 2, this is also known
as the "Mexican hat", "Marr"
120
or "Ricker" wavelet.
It models the function::
232

```

“ $A \frac{d^m}{dx^m} \exp(-x^2 / 2)$ ”,

where “ $A = (2)^{m+1} / (\Gamma(m + 1/2))^{.5}$ ”
and “ $x = t / s$ ”.

237

Note that the energy of the
return wavelet is not normalised
according to s .

Parameters

t : float

Time. If s is not
specified, this can be used as the
non-dimensional time t/s .

s : scalar

247 Width parameter of the
wavelet.

Returns

float : value of the ricker
wavelet at the given time

252

Notes

The derivative of the gaussian
has a polynomial representation:

257

from

http://en.wikipedia.org/wiki/Gaussian_function:

”Mathematically, the
derivatives of the Gaussian
function can be
represented using Hermite
functions. The n th derivative of
the

262 Gaussian is the Gaussian
function itself multiplied by the
 n th

Hermite polynomial, up to

scale.”

http://en.wikipedia.org/wiki/Hermite_polynomial

267 Here, we want the

’probabilists’ Hermite polynomial

(He_n),

which is computed by

`scipy.special.hermitenorm`

”””

$x = t / s$

272 $m = \text{self.m}$

compute the hermite

polynomial (used to evaluate the

derivative of a gaussian)

$He_n =$

`scipy.special.hermitenorm(m)`

277 $\gamma = \text{scipy.special.gamma}$

$\text{const} = (2)^{m+1} /$

$\gamma(m + 0.5)^{.5}$

$\text{function} = He_n(x) * \text{np.exp}(-x$
 $^{.5} * 2 / 2)$

282 $\text{return const} * \text{function}$

`def fourier_period(self, s):`

”””Equivalent fourier period of
derivative of gaussian”””

$\text{return } 2 * \text{np.pi} * s / (\text{self.m}$
 $+ 0.5)^{.5}$

287

`def frequency(self, w, s=1.0):`

”””Frequency representation of
derivative of gaussian.

Parameters

w : float

121

Angular frequency. If s is

not specified, i.e. set to 1,

this can be used as the

non-dimensional angular

```

frequency w * s.
297 s : float
Scaling factor. Default is
1.
Returns
302 complex: value of the
derivative of gaussian wavelet at
the
given time
"""
m = self.m
x = s * w
307 gamma = scipy.special.gamma
const = 1j ** m / gamma(m +
0.5) ** .5
function = x ** m * np.exp(-x
** 2 / 2)
return const * function
312 def coi(self, s):
"""The e folding time for the
autocorrelation of wavelet
power at each scale, i.e. the
timescale over which an edge
effect decays by a factor of
1/e^2.
317 This can be worked out
analytically by solving
|Y_0(T)|^2 / |Y_0(0)|^2 = 1
/ e^2
"""
return 2 ** .5 * s
322
class Ricker(DOG):
def __init__(self):
"""The Ricker, aka Marr /
Mexican Hat, wavelet is a
327 derivative of gaussian order 2.
"""
DOG.__init__(self, m=2)
# value of C_d from TC98
self.C_d = 3.541
332
# aliases for DOG2
Marr = Ricker
Mexican_hat = Ricker
337
all_wavelets = [Morlet, DOG, Paul,
Ricker, Ricker]
actionfilter.js
import {fetchStockData} from
"./api/analysis";
2 export function
changeStartDate(startDate) {
return {
type: 'CHANGE_START_DATE',
startDate
}
7 }
export function changeEndDate(endDate) {
return {
type: 'CHANGE_END_DATE',
12 endDate
}
}
export function
changeCurrencyPair(pair) {
17 return {
type: 'CHANGE_CURRENCY_PAIR',
pair
}
}
22
export function
changeFrequency(frequency) {

```

```

return {
  type: 'CHANGE_FREQUENCY',
  frequency
122
27 }
}
export function resetStockData() {
  return {
32 type: 'RESET_STOCK_DATA',
  }
}
// todo develop it
37 export function loadStockDataFailure() {
  return {}
}
export function
loadStockDataSuccess(stockData) {
42 return {
  type: 'LOAD_STOCK_DATA_SUCCESS',
  stockData
  }
}
47 export function loadList() {
  return new Promise((resolve,
  reject) => {
    resolve(JSON.stringify(
    {}
  ))
52 })
}
export function loadStockData(currency,
frequency, startDate, endDate) {
  return (dispatch) => {
    resetStockData();
57 return fetchStockData(currency,
frequency, startDate, endDate)
    .then(stockData => {

```

```

    dispatch(loadStockDataSuccess(stockData))
  }).catch(error => {
    loadStockDataFailure(error)
62 });
  }
}
date.jsx
1 import React from "react";
import autobind from
"autobind-decorator";
import DatePicker from
"material-ui/DatePicker";
import styles from "../css/styles.css";
import { changeStartDate, changeEndDate }
from "../actions/filter";
6
const propTypes = {
  dispatch:
  React.PropTypes.func.isRequired,
  filter: React.PropTypes.object
};
11
export class RangeDatePicker extends
React.Component {
  @autobind
16 handleStartDateChangeEvent(event,
date) {
    const { dispatch } = this.props;
    dispatch(changeStartDate(date));
  };
21 @autobind
  handleEndDateChangeEvent(event,
date) {
    const { dispatch } = this.props;
    dispatch(changeEndDate(date));
  };
26

```

```

render() {
  const classes =
    [styles.container,
    styles.input_field,
    styles.date_field].join(" ");
  31 return (
    <span>
    <DatePicker
    className={classes}
    onChange={this.handleStartDateChangeEvent}
    123
    36 hintText="Start _
    date"
    mode="landscape"
    defaultDate={this.props.filter.startDate}
    autoOk={true}/>
    <DatePicker
    41 className={classes}
    onChange={this.handleEndDateChangeEvent}
    hintText="End _ date"
    mode="landscape"
    defaultDate={this.props.filter.endDate}
    46 autoOk={true}/>
    </span>
  );
}
}
51
RangeDatePicker.propTypes = propTypes;
export default RangeDatePicker;
loadButton.jsx
import React from "react";
2 import autobind from
"autobind-decorator";
import styles from "../css/styles.css";
import {loadStockData} from

```

```

"../actions/filter";
import RaisedButton from
"material-ui/RaisedButton";
7 const propTypes = {
  dispatch:
  React.PropTypes.func.isRequired,
  filter: React.PropTypes.object
};
12
export class LoadButton extends
  React.Component {
  @autobind
  handleLoadButtonClicked() {
    17 const {dispatch} = this.props;
    const {currencyPair, frequency,
    startDate, endDate} =
    this.props.filter;
    dispatch(loadStockData(currencyPair,
    frequency, startDate, endDate));
  };
  22 render() {
    const classes =
    [styles.container,
    styles.load_button].join(" ");
    return (
    <span className={classes}>
    27 <RaisedButton
    label="Load" primary={true}
    onClick={this.handleLoadButtonClicked}/>
    </span>
    );
  }
}
32
LoadButton.propTypes = propTypes;
export default LoadButton;
frequency.jsx

```



```

1 import React from "react";
import autobind from
"autobind-decorator";
import SelectField from
"material-ui/SelectField";
import MenuItem from
'material-ui/MenuItem';
import styles from "../css/styles.css";
6 import { changeFrequency } from
"../actions/filter";
const propTypes = {
dispatch:
React.PropTypes.func.isRequired,
filter: React.PropTypes.object
124
11 };
export class FrequencyPicker extends
React.Component {
16 @autobind
handleFrequencyChangeEvent(event,
val) {
const { dispatch } = this.props;
let frequency =
this.props.filter.availableFrequency[val];
dispatch(changeFrequency(frequency));
21 };
render() {
return (
<span
className={styles.container}>
26 <SelectField
floatingLabelText="Frequency"
value={this.props.filter.frequency}
onChange={this.handleFrequencyChangeEvent}
>
31
{this.props.filter.availableFrequency.map((freq)

```

```

=>
<MenuItem
key={freq} value={freq}
primaryText={freq}/>
))
</SelectField>
</span>
36 );
}
}
FrequencyPicker.propTypes = propTypes;
41 export default FrequencyPicker;
modelfilter.js
export class Filter {
constructor(initialState) {
4 // this.startDate = new
Date("2016-11-11");
this.startDate = new
Date("2017-04-11");
// this.endDate = new
Date("2017-10-01");
this.endDate = new
Date("2017-09-29");
9 this.currencyPair = 'eurusd=x';
this.commonCurrencies =
['eurusd=x', 'usdeur=x'];
this.availableFrequency =
['TIME_SERIES_DAILY'];
Object.assign(this,
initialState);
}
14 }
reducerfilter.js
1 import { Filter } from "../model/filter";
export function filter(state = new
Filter(), action) {
switch (action.type) {

```

```
case 'CHANGE_START_DATE':  
6 return Object.assign({},  
state, {  
startDate:  
action.startDate,  
});  
case 'CHANGE_END_DATE':  
return Object.assign({},  
state, {  
11 endDate: action.endDate,  
});  
case 'CHANGE_CURRENCY_PAIR':  
125  
return Object.assign({},  
state, {  
currencyPair:  
action.pair,  
16 });  
case 'CHANGE_FREQUENCY':  
return Object.assign({},  
state, {  
frequency:  
action.frequency,  
});  
21 default:
```